

Università degli studi di Trento



Tesi di dottorato

Uso del tempo e performance accademiche.
Nuove tecniche e prospettive con l'utilizzo dei Big Data

Autore:

Elisa Gobbi

Supervisor:

Prof. Adrianus Rudolphus Luijkx

Prof. Enrico Rettore

Dipartimento di Sociologia e Ricerca Sociale

School of Social Sciences – 30° ciclo

*Alla mia famiglia
e a te.*

Indice:

1. Introduzione alla tesi..... 12

1.1 Tre temi e un duplice problema..... 13

1.2 Struttura della tesi 19

CAPITOLO 1

Origini sociali e performance accademiche. Il ruolo mediatore della gestione del tempo..... 23

2.1 Introduzione 24

2.2 Background teorico..... 26

2.3. Domande di ricerca e ipotesi 30

2.4 Dati e metodi 32

2.4.1 Statistiche descrittive 36

2.5 Risultati..... 38

2.5.1 Modelli di Misurazione..... 39

2.5.2 Analisi di equazioni strutturali 44

2.5.3 Differenze tra corsi di studio: una comparazione 49

2.6 Conclusioni 59

2.7 Appendice 63

CAPITOLO 2

Gestione giornaliera del tempo degli studenti e performance accademiche Una comparazione tra anni di corso..... 66

3.1 Introduzione 67

3.2. Background teorico..... 68

3.2.1 Un approccio teorico alla dimensione temporale 69

3.2.2 Uso del tempo e performance accademiche 71

3.2.3 Principali limiti nelle ricerche sull'uso del tempo 74

3.3 Domande di ricerca e ipotesi 75

3.4 Dati e metodi 78

3.5 Risultati..... 81

3.5.1 Giornata tipo degli studenti 81

3.5.2 Uso del tempo e performance accademiche 89

3.5.3 Profili di studenti in base alle attività svolte e impatto sulle performance accademiche
..... 93

3.6 Conclusioni	96
CAPITOLO 3	
L'esperimento <i>SmartUnitn</i>: l'utilizzo degli smartphone nello studio del tempo	100
4.1 Introduzione	101
4.2 Big data e scienze sociali	102
4.3 Strumento di rilevazione dell'uso del tempo	106
4.4 Dati e metodi: l'esperimento <i>SmartUnitn</i>	110
4.4.2 La selezione del campione	115
4.5 Indici di comportamento rispetto allo strumento	117
4.5.1 Quantificare la risposta "abitazione propria" tramite i sensori	120
4.6 Risultati	122
4.7 Conclusioni	124
4.8 Appendice	126
CAPITOLO 4	
Utilizzo dei social media e performance accademiche	129
5.1 Introduzione	130
5.2 Background teorico	131
5.2.1 Dipendenza tecnologica e sovra utilizzo dello smartphone	132
5.2.2 Utilizzo degli Smartphone e performance accademiche	134
5.3 Una proposta di soluzione: dati e metodi	137
5.3.1 Parametri per misurare l'utilizzo dei social media	137
5.3.2 I diari del tempo via smartphone	139
5.3.3 Dati raccolti da <i>SmartUnitn</i>	140
5.4 Risultati	141
5.4.1 Comportamento degli studenti rispetto all'utilizzo dei social media	142
5.4.2 L'impatto dei Social media sulle performance accademiche	147
5.5 Conclusioni	152
5.6 Appendice	156
6. Conclusioni alla tesi	159

Lista Tabelle:

Tabella 2.1: Statistiche descrittive.....	36
Tabella 2.2: Test Anova per la dipendenza tra origine sociale e, a turno, voto medio ponderato, crediti ottenuti, indice di procrastinazione, tempo medio allo studio e orientamenti allo scopo.	37
Tabella 2.3: Valori non standardizzati e standardizzati del modello di misurazione (procrastinazione).	41
Tabella 2.4: Valori non standardizzati e standardizzati del modello di misurazione (orientamento allo scopo).	43
Tabella 2.5: Effetti diretti, indiretti e totali relativi al modello per il voto medio ponderato (Coefficienti standardizzati).....	45
Tabella 2.6: Effetti diretti, indiretti e totali relativi al modello per il numero di crediti conseguiti (Coefficienti standardizzati).	48
Tabella 2.7: Confronto degli effetti totali su voto medio e su crediti. Coefficienti standardizzati.	49
Tabella 2.8: Distribuzione degli studenti in base al settore disciplinare.....	50
Tabella 2.9: Distribuzione degli studenti in base al settore disciplinare e all'origine sociale.	50
Tabella 2.10a: Test anova per settore disciplinare, studio e performance.....	51
Tabella 2.10b: differenze per i tre settori disciplinari (economico-giuridico, scientifico e umanistico) rispetto alle variabili studio individuale, voto medio ponderato e crediti ottenuti.	51
Tabella 2.10c: differenze per i tre settori disciplinari (economico-giuridico, scientifico e umanistico) rispetto alle variabili studio individuale, voto medio ponderato e crediti conseguiti.	52
Tabella 2.11: Effetti diretti, indiretti e totali del modello multi-gruppo (voto medio ponderato). Coefficienti standardizzati.	53
Tabella 2.12: Effetti diretti, indiretti e totali del modello multi-gruppo (crediti conseguiti). Coefficienti standardizzati.	56
Tabella 2.13: Confronto degli effetti totali su media e su crediti rispetto ai settori disciplinari (coefficienti standardizzati).	58
Tabella 2.6b: Covarianze variabili esogene primo modello.	63
Tabella 2.11b: Covarianze variabili esogene terzo modello. Coefficienti standardizzati.	63

Tabella 3.1: Composizione del campione rispetto all'anno di corso a cui erano iscritti al momento della somministrazione del questionario.....	78
Tabella 3.2: Statistiche descrittive divise per anno di corso (valori percentuali e medie)	79
Tabella 3.3: Statistiche descrittive del giorno di compilazione del diario (valori percentuali)	81
Tabella 3.4: Distribuzione delle attività giornaliere degli studenti secondo le fasce orarie, solo giorni infrasettimanali (valori percentuali).	82
Tabella 3.5: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (anno di corso a cui gli studenti fanno parte).	83
Tabella 3.6: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (genere).	84
Tabella 3.7: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (essere o meno pendolari).	84
Tabella 3.8: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (area di studi).....	85
Tabella 3.9: OLS per le attività giornaliere: di routine, internet e comunicazione, accademiche, fisica e di relax (variabili dipendenti) secondo l'ora della sveglia, il genere, l'età, l'area di studio, il pendolarismo, il livello di procrastinazione (variabili indipendenti). Una comparazione tra anni di corso.....	87
Tabella 3.10: Distribuzione delle performance degli studenti (crediti ottenuti, media ponderata, esami superati), divisi per anno.....	89
Tabella 3.11: OLS per le performance accademiche misurate in crediti ottenuti, media ponderata e numero di esami superati (variabili dipendenti) secondo l'ora della sveglia, il genere, l'età, l'area di studio, il pendolarismo, il livello di procrastinazione e le attività giornaliere: di routine, internet e comunicazione, accademiche, fisica e di relax (variabili indipendenti). Una comparazione tra anni di corso.	90
Tabella 3.12: Analisi della varianza (ANOVA) tra i tre profili di studenti e le variabili relative alle attività quotidiane svolte (internet e comunicazione, attività accademiche, attività di routine, attività fisica e relax). Valori medi riguardanti il numero di episodi relativi alle attività svolte durante la giornata per ogni cluster.	94
Tabella 3.13: Comparazione delle attività, differenze tra cluster. Metodo Bonferroni.	94
Tabella 3.14: analisi della varianza (ANOVA) tra i tre profili di studenti e le loro performance (crediti ottenuti, media ponderata, esami superati) suddivisi per anno di corso.....	95

Tabella 3.15: Comparazione delle performance, differenze tra cluster. Metodo Bonferroni.	95
Tabella 4.1: Tempo intercorso tra il momento della generazione della domanda e il momento della risposta (ΔQA) (distribuzione percentuale).	119
Tabella 4.2: Tempo impiegato per completare le risposte alle tre domande (ΔA) (distribuzione percentuale).....	119
Tabella 4.3: Distribuzione del numero di luoghi indicati come ‘abitazione propria’ secondo i valori della variabile ΔA	123
Tabella 4.4: Lista completa sensori raccolti da i-Log e la loro frequenza.....	134
Tabella 5.1: Media di utilizzo per tipologia di applicazioni (tutte le app, SM, SNS, IM e Web) e per variabile di comportamento (S, D, I) degli studenti senza distinzioni per attività svolta durante la settimana dell’esperimento SmartUnitn.	145
Tabella 5.2: Media di utilizzo per tipologia di applicazioni (tutte le app, SM, SNS, IM e Web) e per variabile di comportamento (S, D, I) degli studenti durante l’attività di studio individuale.....	145
Tabella 5.3: Media di utilizzo per tipologia di applicazioni (tutte le app, SM, SNS, IM e Web) e per variabile di comportamento (S, D, I) degli studenti durante l’attività di frequenza lezioni.....	146
Tabella 5.4: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell’inattività di utilizzo (in secondi) e il voto medio ponderato degli studenti, distinguendo in momenti di utilizzo (durante lo studio individuale e la frequenza alle lezioni) e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.....	148
Tabella 5.5: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell’inattività di utilizzo (in secondi) e i crediti ottenuti dagli studenti, distinguendo in momenti di utilizzo (durante lo studio individuale e la frequenza alle lezioni) e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.	150
Tabella 5.6: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell’inattività di utilizzo (in secondi) e i crediti ottenuti dagli studenti senza distinguere l’attività svolta e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.	156
Tabella 5.7: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell’inattività di utilizzo (in secondi) senza distinguere l’attività svolta e la media ponderata degli studenti, e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.	157

Lista Figure:

Figura 2.1: Modello teorico per lo studio delle performance accademiche.	30
Figura 2.2: Confermative Factor Analysis – procrastinazione.	40
Figura 2.3: CFA – Modello di misurazione orientamento allo scopo composto da: orientamento all'apprendimento e alle performance.	42
Figura 2.4: Structural Equation Model. Variabile dipendente: voto medio ponderato.....	44
Figura 2.5: Structural Equation Model. Variabile dipendente: crediti conseguiti.	47
Figura 4.1: Le 3V dei Big Data	103
Figura 4.2: notifiche di I-Log. La prima mostra il numero di domande alle quali rispondere, la seconda informa l'utente dello stato di i-Log (in funzione o bloccata).	113
Figura 4.3: Domande del questionario con relative categorie di risposta.	115
Figura 4.4: Richieste di permesso per l'accesso alle informazioni di localizzazione e di media e foto dell'utente.	117
Figura 4.5: Cluster relativi all'abitazione propria degli studenti, collocati in un sistema di riferimento cartesiano.	121
Figura 4.6: Distribuzione del numero di luoghi indicati come “abitazione propria”. La linea rossa tratteggiata rappresenta il valore mediano.	121
Figura 4.7: Distribuzione del numero di luoghi indicati come “abitazione propria” per il sottoinsieme di rispondenti per il quali $\Delta QA < 30$ minuti. La linea rossa tratteggiata indica il valore mediano.	122
Figura 5.1: Distribuzione della variabile S , numero di accessi alle applicazioni di social media durante l'attività di studio.	142
Figura 5.2: Distribuzione della variabile D , durata degli accessi alle applicazioni di social media durante l'attività di studio.	143
Figura 5.3: Distribuzione della variabile S , numero di accessi alle applicazioni di social media durante le lezioni.	143
Figura 5.4: Distribuzione della variabile D , durata degli accessi alle applicazioni di social media durante le lezioni.	144

1. Introduzione alla tesi

Questa tesi di dottorato affronta e approfondisce tre temi diversi ma legati tra loro: le performance accademiche degli studenti nell'istruzione terziaria, l'uso del tempo e l'utilizzo dei Big Data nelle scienze sociali. Gli obiettivi che hanno fatto nascere questo lavoro, attraverso un approccio a tratti interdisciplinare, sono stati, in primo luogo, cercare di colmare empiricamente alcune lacune legate a interrogativi rimasti parzialmente senza risposta in letteratura e, in secondo luogo, proporre soluzioni metodologiche connesse soprattutto alla raccolta dei dati e alla loro affidabilità nel rispondere a questi interrogativi in un modo quanto più possibile coerente con la realtà.

Questo lavoro nasce da un'intuizione nata durante il corso "Digital Social Data" frequentato durante il primo anno di dottorato a seguito del quale è nata una collaborazione con il Dipartimento di Ingegneria e Scienze dell'Informazione dell'Università di Trento, dando vita al progetto *SmartUnitn*. La domanda è stata: possono le tracce digitali che le persone lasciano nel corso della loro vita essere utilizzate in modo sistematico per fornire una risposta a classici interrogativi della letteratura sociologica – nel caso di questa tesi nell'ambito della sociologia dell'educazione - superando alcune problematiche di natura metodologica?

Ma sarebbe stato ingenuo "buttarsi" nel nuovo senza riprendere alcuni aspetti delle teorie e dei metodi più tradizionali. Pertanto questa tesi può essere idealmente suddivisa in due parti, entrambe le quali hanno l'ambizione di approfondire la relazione tra la gestione delle attività quotidiane degli studenti e i loro risultati accademici, soprattutto durante il loro primo anno universitario che, in particolare nel contesto italiano, risulta essere l'anno più critico caratterizzato da una percentuale non trascurabile di abbandoni. I primi due capitoli dunque, grazie ai dati ottenuti dall'*Osservatorio sulle carriere formative e sui destini professionali degli studenti dell'Ateneo di Trento*, sono serviti per esplorare e mettere in luce alcuni aspetti problematici della relazione tra uso del tempo e performance accademiche. Negli ultimi due capitoli sono stati ripresi i risultati ottenuti e i problemi riscontrati nei capitoli precedenti per cercare di fornire delle proposte di soluzione concrete, attraverso il progetto *SmartUnitn*. Questo è stato possibile grazie al processo di *datizzazione* che sta vivendo la nostra società in conseguenza dello sviluppo tecnologico.

1.1 Tre temi e un duplice problema

La rilevanza che assume l'istruzione terziaria si concretizza nello sviluppo socio-economico di un Paese e, a livello individuale, si manifesta a 360° nella vita delle persone. Dalle maggiori opportunità di trovare un buon lavoro e migliori opportunità di guadagno, a una vita più in salute fino alla formazione di cittadini più attivi e consapevoli, non solo attraverso l'acquisizione di competenze specifiche legate al percorso universitario scelto, ma anche attraverso lo sviluppo delle così definite *soft skills* che aiuteranno i giovani adulti ad affrontare la propria vita una volta usciti dal percorso universitario.

Rispetto all'istruzione terziaria, l'Italia ha avuto una notevole crescita nel corso degli ultimi anni rimanendo, tuttavia, uno dei Paesi europei con il più basso tasso di laureati: nello specifico, il 24% della popolazione compresa tra i 25 e i 34 anni contro il 37% della media UE e il 41% della media OCSE (ANVUR, 2016). Uno dei maggiori problemi del sistema terziario italiano, accanto ai minori accessi, risiede nei bassi tassi di completamento del percorso universitario, dove si osserva un'incidenza degli abbandoni superiore alla media europea (il 42% contro il 31% media UE e il 30% media OCSE) (ANVUR, 2016). L'abbandono universitario, se da un lato rispecchia una possibile falla di efficacia nel sistema educativo del Paese, dall'altro può ripercuotersi in modo negativo nella futura vita dello studente. I tassi di abbandono maggiori si verificano durante il primo anno di studi universitari. Nello specifico, sempre dal rapporto biennale ANVUR sullo stato del sistema universitario e della ricerca, emerge una percentuale di abbandono tra primo e secondo anno compresa tra il 15% e il 17,5% nei corsi triennali di primo livello, mentre si abbassa al 6-7% nei corsi a ciclo unico. Queste percentuali giustificano la scelta di focalizzarsi, in questa tesi, sugli studenti iscritti al primo anno universitario poiché rappresentano la popolazione maggiormente a rischio di abbandono soprattutto nel sistema educativo italiano il quale, durante la scuola secondaria superiore, non sempre assicura una preparazione adeguata ad affrontare il sistema educativo terziario. In alcuni casi, gli studenti, specialmente quelli che provengono dai percorsi professionali, si possono trovare disorientati nell'affrontare le sfide richieste dal corso di laurea scelto. Tra i motivi strettamente legati all'abbandono universitario si trovano: le caratteristiche familiari, come il titolo di studio e il reddito dei genitori (Bratti e al. 2008), le caratteristiche individuali *pre-enrolment* come genere, tipo di diploma, o voto del diploma (Cappellari e Lucifora 2008), l'integrazione sociale e accademica (Tinto, 1975) e le performance universitarie, come il voto agli esami e i crediti acquisiti (Stinebrickner e Stinebrickner, 2014). Quest'ultimo aspetto, ovvero le performance

universitarie, è uno dei tre punti centrali di questa tesi che non mira tanto a metterle in relazione con i tassi di abbandono universitario quanto a capire se, e in che modo, alcuni fattori possano influenzarle, anche in un'ottica preventiva, considerate le conseguenze negative che possono scaturire dall'avere basse performance.

Nello specifico, le principali misure di performance accademiche che verranno utilizzate in questa tesi sono i voti ottenuti agli esami e i crediti conseguiti. Come gli altri paesi europei anche l'Italia si basa sul sistema europeo di trasferimento e accumulo dei crediti (European Credit Transfer and Accumulation System, ECTS) istituito nel 1989 per consentire agli studenti di trasferire i crediti ottenuti all'estero durante il programma Erasmus una volta rientrati, in modo da facilitare e promuovere la circolazione degli studenti tra diversi Paesi e da rendere il processo di valutazione più trasparente. In Italia, un credito formativo corrisponde a 25 ore di lavoro dello studente (tra lezione in aula e studio individuale), 60 crediti corrispondono a un anno di studio. Per quanto riguarda i voti ottenuti agli esami, essi variano da 18 a 30 (con possibile lode). Ogni esame è caratterizzato da un numero di crediti differenti ed ecco perché nasce la misura di media ponderata del voto ottenuto agli esami la quale rappresenta la seconda misurazione di performance utilizzata in questa tesi. Non sempre il numero di crediti e la media ponderata di uno studente vanno di pari passo durante il suo primo anno accademico, catturando due aspetti differenti relativi alle loro performance universitarie, giustificando la scelta di includere entrambe nell'analisi.

Tra i fattori determinanti rispetto a una buona riuscita scolastica evidenze empiriche hanno indicato un'efficace gestione del tempo a disposizione da parte degli studenti come elemento associato positivamente, anche a seguito dei modelli teorici che sostengono l'attenuarsi dell'influenza del bagaglio socio-economico dei genitori una volta entrati nel sistema educativo terziario (rif. *life course hypothesis*¹ e *differential social selection theory*²). Ciò nonostante l'ipotesi generale sostenuta nel primo capitolo di questa tesi afferma che l'influenza del capitale culturale familiare continui a incidere sulle performance accademiche (direttamente e indirettamente) anche mediato da alcune variabili legate all'uso del tempo, in quanto può plasmare orientamenti e comportamenti utili e necessari a una buona riuscita scolastica, soprattutto attraverso il bagaglio di informazioni trasmesso dai genitori ai figli.

Come anticipato, un secondo aspetto centrale in questa tesi è l'uso del tempo, una dimensione trasversale a tutti gli aspetti della vita degli individui che è stata a lungo indagata nella letteratura sociologica nelle sue molteplici sfaccettature. Le attività che compiamo ogni

¹ Muller e Karle, 1993.

² Mare, 1981.

³ Per maggiori approfondimenti: <http://www.treccani.it/enciclopedia/societa-dell->

giorno riflettono aspetti importanti della nostra vita, sia da un punto di vista sociale che economico. Il tempo è la dimensione base sulla quale si colloca ogni nostra attività, segnandone un inizio e una fine. Ecco perché le attività possono essere definite segmenti temporali (As, 1978). Sempre da un punto di vista temporale, molte di queste azioni implicano delle scelte da parte degli individui come a cosa dare priorità, per quanto tempo dedicarsi a un'attività, e così via. Anche in ambito accademico gli studenti si trovano a compiere delle scelte sulle attività da svolgere durante la giornata, il quando farle e per quanto tempo. Alcune di queste attività, come lo studio individuale, l'andare a lezione e il tempo a esse dedicato, hanno risvolti importanti sulle performance universitarie. Molti studi, infatti, hanno approfondito questi aspetti non sempre trovando dei risultati coerenti e, tuttavia, non analizzando questa relazione in modo esaustivo (Nonis e al., 2006; Pascarella e Terenzini, 2005; Plant e al., 2005; Stanca 2006). Il motivo può in parte risiedere negli strumenti che gli scienziati sociali hanno a disposizione per la raccolta dati che, nell'analizzare fenomeni così mutevoli e dinamici come le attività giornaliere, non sempre si sono dimostrati in grado di ottenere dati affidabili. Ecco spiegato il perché del prossimo grande tema affrontato in questa tesi.

Tanti oggi parlano di Big Data. Le scienze sociali, tuttavia, mostrano ancora dello scetticismo rispetto al loro utilizzo nella ricerca. Nell'attuale società post-industriale, definita *società dell'informazione*³, le nuove ICTs (*Information and Communication Technologies*) assumono un ruolo determinante nella vita delle persone con delle conseguenze importanti che sono ogni giorno sotto gli occhi di tutti. Una di queste sta nell'importanza che stanno assumendo i dati che, immagazzinandosi sempre più grazie a nuovi *tools* digitali, non rappresentano più un patrimonio statico ma dinamico in mano ai decisori e acquisiscono via via un valore economico fondamentale per i processi di innovazione. Da questi presupposti nasce il termine "Big Data", coniato agli inizi degli anni 2000 dall'astronomia e dalla genomica ma che ora è trasversale a tutte le discipline. Non esiste una definizione univoca di Big Data come verrà descritto nel Capitolo 3, tuttavia essi portano nella nostra società un cambio di paradigma, soprattutto rispetto al nostro modo di interagire con la realtà circostante. Mayer-Schonberger e Cukier (2013) sono stati alcuni tra i primi autori ad approfondire le caratteristiche salienti e i cambiamenti di paradigma che accompagnano l'utilizzo di tali dati. Questi cambiamenti si manifestano in tre aspetti ben precisi che fino ad oggi sono stati fondamentali per gli scienziati sociali. Questa tesi non mira a sostenere un

³ Per maggiori approfondimenti: http://www.treccani.it/enciclopedia/societa-dell-informazione_%28Enciclopedia-della-Scienza-e-della-Tecnica%29/

cambio di paradigma da adottare nella ricerca sociale, quanto piuttosto di riassumere i punti rilevanti di questo cambiamento in modo da fornire ulteriori strumenti di ricerca, sviluppando consapevolezza su cosa si può fare e su cosa questo può comportare.

Il primo aspetto può essere riassunto nella frase “dal campionamento a $N=tutti$ ”. Ambire a ottenere le informazioni su tutta la popolazione di riferimento senza dubbio è stato possibile grazie agli strumenti di raccolta dati e a quelli di elaborazione e archiviazione che, se in passato avevano dei costi proibitivi, oggi, grazie allo sviluppo delle tecnologie, sono possibili e alla portata di tutti. Mayer-Schonberger e Cukier scrivono:

“Uno degli ambiti più rivoluzionati dalla nuova identità $N=tutti$ è quello delle scienze sociali, che hanno perso il monopolio sull’interpretazione perché l’analisi dei big data sostituisce i ricercatori altamente specializzati del passato. Le scienze sociali hanno sempre fatto affidamento sullo studio dei campioni e sui questionari. Ma quando i dati vengono raccolti passivamente mentre le persone continuano a svolgere queste attività, i vecchi pregiudizi che si associavano al campionamento e ai questionari viene meno. Adesso possiamo raccogliere informazioni che prima non eravamo in condizione di ottenere, dalle relazioni che emergono dalle telefonate effettuate sui cellulari ai sentimenti rilevati dai tweet. Ma soprattutto, non c’è più bisogno di usare dei campioni.” (pag. 48)

L’affermazione della non necessità del campionamento statistico è stata portata all’estremo, per sottolineare come esso sia stato sviluppato per risolvere problemi specifici in un momento storico dove esistevano precisi vincoli tecnologici. Oggi questi vincoli vengono meno ed esiste una nuova consapevolezza rispetto alle opportunità che si stanno aprendo, sostenendo in ogni caso la necessità del campionamento statistico in alcuni contesti seppur consci del fatto che non sia più l’unica strada possibile. L’estensione dell’ $N = tutti$ apre le porte all’inesattezza dei dati. Nell’era degli *small data*, potendo raccogliere solo una limitata parte delle informazioni si puntava sulla loro qualità, cercando di evitare che un singolo dato potesse compromettere l’analisi. Chi ha a che fare con i Big Data è consapevole del rischio dell’inesattezza che non è intrinseca ai dati in sé ma, piuttosto, è legata agli strumenti che vengono adottati per misurare e analizzare le informazioni. I ricercatori, in alcuni casi, sono disposti ad accettare un minimo di confusione in più in cambio di una percezione più completa della realtà. Questa trasformazione ha come conseguenza un secondo cambio di prospettiva che non si concentra più solo ed esclusivamente sui dati ma che amplia lo sguardo

anche sui modelli utilizzati: dal passaggio del comprendere il perché accade un fenomeno al capire cosa può accadere.

“La società dovrà abbandonare almeno in parte la sua ossessione per la causalità in cambio di correlazioni semplici: non dovrà più chiedersi il perché, ma solo il cosa. Questo modo di affrontare i problemi ribalta secoli di prassi consolidate e mette in crisi il nostro approccio istintivo alle decisioni e alla comprensione della realtà.” (Mayer-Schonberger e Cukier, 2013, pag. 16)

Le correlazioni dunque fanno emergere degli indicatori di riferimento di un fenomeno, non sostenendo la certezza, ma parlando di probabilità: infatti è probabile che due variabili/fenomeni si comportino in modo simile per pura coincidenza. In un mondo governato dai dati, spesso capire il cosa è sufficiente poiché fornisce utili indicazioni da approfondire in un secondo momento con ulteriori analisi. L’approccio causale è sostenuto dal paradigma *theory-driven*, attraverso il quale la realtà viene analizzata sulla base di teorie da confutare o da accettare. Il mondo dei Big Data invece si basa su un approccio *data-driven* in base al quale le teorie passano in secondo piano lasciando parlare i dati specialmente tramite approcci statistici classificativi e predittivi a cui fa capo il *machine learning*. Questo non perché si voglia cancellare l’importanza delle teorie, ma perché molto spesso sono i dati stessi a far emergere correlazioni tra fenomeni fino ad oggi impensate. Questo è l’ultimo importante aspetto che differenzia l’approccio ai dati rispetto a quanto sostenuto dalle scienze sociali fino ad oggi. Veltri (2017) ricorda come le tecniche statistiche più utilizzate dagli scienziati sociali stanno attraversando una (non sempre conscia) crisi. Le cause sono da attribuire alle stesse pietre miliari che hanno giustificato l’utilizzo ad oggi di queste tecniche come: i bassi tassi di risposta nelle *survey*, il campionamento, l’utilizzo di *proxy* al fine di catturare variabili esplicative ma non direttamente misurabili. Dunque, sebbene le correlazioni - principali *outcome* dell’analisi dei Big Data - sostengano principalmente un approccio metodologico descrittivo, vanno ricordati due aspetti: in primo luogo non sempre l’obiettivo causale viene raggiunto dalle analisi sociologiche, in secondo luogo le analisi legate ai Big Data non sono soltanto correlazioni. Alcuni metodi analitici, infatti, sono stati utilizzati nello sviluppo e nella conferma di teorie e nella fase di selezione dei modelli da applicare (Veltri, 2017).

Le conseguenze di questi tre grandi cambiamenti legati al mondo dei dati portano con sé trasformazioni e rischi.

La prima trasformazione risiede nella *datizzazione* della realtà circostante che viene convertita in forma quantitativa in modo da poterla analizzare. Non si analizzano più solo numeri ma anche testi, immagini, relazioni sociali, esperienze, pensieri e stati d'animo mettendo in luce dinamiche sociali che prima difficilmente potevano essere esplorate. Il conseguente valore generato sta nell'utilizzo e nel riutilizzo dei dati per scopi innovativi dando vita a nuovi sistemi di business.

La seconda trasformazione coincide con la richiesta di figure professionali che abbiano quelle competenze in grado di gestire questi grandi cambiamenti. La principale figura professionale legata al mondo dei Big Data è il “*data scientist*” che unisce le competenze dello statistico, del programmatore, del designer infografico e del narratore e nella quale possono rientrare anche le competenze del sociologo. Secondo l'Osservatorio del mercato del lavoro WollyBi⁴ la richiesta di questa figura è aumentata del 172% dal 2015 al 2017 in Italia.

Accanto a queste due trasformazioni di per sé positive, esiste un lato oscuro dei Big Data legato soprattutto alla privacy delle persone. Se è pur vero che non tutti i Big Data contengono informazioni personali, gran parte di essi possono condurre facilmente a identificare l'individuo al quale si riferiscono senza che egli ne sia consapevole. L'Unione Europea si sta mobilitando verso una maggior tutela dei dati dei cittadini attraverso il GDPR (*General Data Protection Regulation*)⁵ in vigore dal 25 maggio 2018. In uno dei suoi molteplici punti si avvisano aziende e istituzioni a informare preventivamente i cittadini rispetto a quali informazioni e per quali scopi verranno raccolte. Infatti, nell'era dei Big Data, la maggior parte degli utilizzi dei dati non era stata neppure immaginata al momento della raccolta delle informazioni, rischiando in alcuni casi “*di diventare uno strumento al servizio dei potenti, che potrebbero farne un mezzo di repressione, limitandosi a creare frustrazione nei clienti e nei dipendenti o, peggio, danneggiando i cittadini*” (Mayer-Schonberger e Cukier, 2013, pag.205). L'ultimo esempio lampante a riguardo è stato il recente scandalo di Cambridge Analytica⁶ che si sarebbe impossessata del profilo di milioni di utenti Facebook per fare una propaganda elettorale pro Donald Trump durante le elezioni americane.

Riassumendo dunque, le performance accademiche degli studenti nell'istruzione terziaria, la rilevanza dell'uso del tempo e l'utilizzo dei Big Data nelle scienze sociali sono i tre grandi temi sui quali si basa questa tesi. Temi che, se a prima vista sembrano scollegati, in

⁴ Link: <http://www.wollybi.com/>

⁵ Link: <https://www.eugdpr.org/>

⁶ Link: <https://www.ilpost.it/2018/03/19/facebook-cambridge-analytica/>

realtà, interagendo tra loro, cercano di rispondere a due problemi di diversa natura. Da un punto di vista empirico, come anticipato, innanzitutto si cercherà di approfondire alcune lacune presenti in letteratura su due temi, in modo da studiare alcuni aspetti rimasti poco indagati: i) la relazione tra origine sociale e performance accademiche degli studenti e ii) la relazione tra l'uso del tempo degli studenti e i loro risultati scolastici. Se la prima lacuna deriva anche da alcune giustificazioni teoriche (rif. *life course hypothesis* e *differential social selection theory*), la seconda è legata soprattutto a questioni metodologiche relative agli strumenti utilizzati in sociologia per raccogliere informazioni sull'uso del tempo (vedere paragrafo 3.2.3). Da qui scaturisce il secondo problema affrontato in questo lavoro, connesso alla qualità dei dati ottenuti e utilizzati nelle scienze sociali. La soluzione proposta riguarda strumenti e approcci metodologici che, tramite un utilizzo consapevole dei Big Data, possa contribuire all'affidabilità del dato stesso.

1.2 Struttura della tesi

Nonostante l'interconnessione degli argomenti trattati, si è scelto di strutturare la tesi in quattro capitoli indipendenti, ognuno composto dal proprio background teorico, i propri dati, le proprie analisi e i risultati. Unica eccezione è il Capitolo 3, come si vedrà in seguito. Per questo motivo potrebbe capitare che alcuni riferimenti teorici si ripetano in più capitoli al fine di renderli autonomi, completi e autosufficienti.

Il primo capitolo empirico di questa tesi vuole essere una sorta di inquadramento generale che mira a indagare l'effetto dell'origine sociale sia sulle performance accademiche degli studenti iscritti al primo anno accademico dell'Università degli Studi di Trento, sia su alcuni aspetti legati alla gestione che essi fanno del proprio tempo e che, tradizionalmente, sono associati a una buona riuscita accademica. Si è scelto di costruire questo capitolo con lo scopo di approfondire una relazione poco indagata in letteratura ovvero l'influenza dell'origine sociale, misurato in questo lavoro attraverso il capitale culturale familiare, sulle performance ottenute durante il loro primo anno di corso, ipotizzando un ruolo di mediazione svolto da alcune variabili collegate alla gestione temporale. A tal fine sono stati costruiti dei modelli di equazione strutturale tenendo in considerazione due differenti misure di performance - il voto medio ponderato e i crediti conseguiti – così da ottenere una visione più esaustiva di questa relazione. Infine, considerare i diversi settori disciplinari a cui uno studente si può iscrivere è interessante non solo rispetto alla loro relazione con l'origine

sociale degli studenti, ma anche rispetto ad alcuni elementi tipici della stessa vita universitaria, come l'organizzazione tra lezioni e laboratori, che vanno a incidere sull'impegno individuale richiesto allo studente stesso. Pertanto un'analisi multigruppo ha consentito di analizzare questi aspetti in un'ottica comparativa.

Il secondo capitolo è maggiormente focalizzato sulla dimensione temporale, ovvero su come gli studenti organizzano le attività durante le loro giornate, al fine di comprendere come questa gestione possa influire sulle loro performance. L'obiettivo principale è stato di colmare alcune lacune empiriche presenti in letteratura che mostrano risultati contrastanti su questo tema, dettati soprattutto da problemi di raccolta dati, non sempre adatti a indagare l'uso che gli studenti fanno del proprio tempo. Anche questo capitolo propone uno sguardo comparativo, ovvero il confronto degli studenti del primo anno, cioè gli studenti "più a rischio" di gestire il proprio tempo in modo poco efficace, con gli studenti degli anni successivi. L'ipotesi è che, se un uso del tempo inadeguato può influenzare negativamente i loro risultati accademici, con il progredire dell'esperienza universitaria gli studenti possano acquisire non solo competenze legate al proprio settore disciplinare, ma anche abilità organizzative che potranno assumere una rilevanza fondamentale anche in una futura vita lavorativa.

Questi due capitoli utilizzano dati ottenuti da una *web survey* e da dati amministrativi d'Ateneo e hanno l'obiettivo di colmare quelle lacune empiriche emerse dallo studio della letteratura. Come sottolineato in precedenza, sono emersi alcuni problemi sia di raccolta dati, legati a strumenti come il diario del tempo, sia di affidabilità di quest'ultimi, che hanno dato luogo al progetto *SmartUnitn* descritto nel terzo capitolo. Questo capitolo infatti, non ha l'obiettivo di rispondere a una domanda di ricerca ben definita, ma ha un carattere maggiormente metodologico. In primo luogo verrà descritto il progetto nella sua interezza; in secondo luogo si vuole evidenziare come l'utilizzo di ICTs – in questo caso gli smartphone – nella fase di raccolta dati possa contribuire a migliorare la qualità del dato ottenuto andando a risolvere alcune questioni problematiche derivanti dagli strumenti tradizionali utilizzati dagli scienziati sociali. Si intende così sottolineare come nell'era dei Big Data si stanno aprendo, più che in passato, strade e progetti di ricerca sempre più interdisciplinari e come la figura del sociologo dovrebbe sfruttare queste opportunità per una crescita personale e professionale.

Il quarto e ultimo capitolo empirico, propone un caso concreto di utilizzo dei dati ottenuti dall'esperimento *SmartUnitn* al fine di rispondere a un preciso interrogativo di ricerca. I contenuti sono un'estensione, soprattutto teorica, di un articolo accademico

pubblicato insieme al team di ricerca del progetto *SmartUnitn*.⁷ Il focus ritorna sulla dimensione temporale, ma più che nella quantità di tempo speso in attività legate all'ambito accademico, come lo studio individuale e l'andare a lezione, si è cercato di indagare la qualità di queste due azioni proponendo un metodo che andasse a integrare gli studi sociologici e quelli delle scienze computazionali. L'utilizzo pervasivo dei social media ha dei risvolti a volte dannosi sulla vita delle persone e, così pare, anche per le performance accademiche degli studenti. E' stato possibile rilevare l'utilizzo reale che gli studenti fanno delle applicazioni installate sul loro smartphone sia in termini di quantità che di durata per un'intera settimana, durante due attività specifiche: lo studio e la frequenza alle lezioni. L'obiettivo è stato di verificare eventuali correlazioni con le loro performance universitarie, tenendo conto anche di alcune loro caratteristiche individuali.

⁷ Giunchiglia, F., Zeni, M., Gobbi, E., Bignotti, E., & Bison, I. (2018). Mobile social media usage and academic performance. *Computers in Human Behavior*.

CAPITOLO 1

Origini sociali e performance accademiche.

Il ruolo mediatore della gestione del tempo

La relazione tra origini sociali e performance degli studenti al termine del loro primo anno accademico è stata poco esplorata all'interno dell'istruzione terziaria. Nonostante ciò, alcune evidenze empiriche hanno mostrato come la familiarità con la cultura accademica, sviluppata attraverso il capitale culturale familiare, giochi un ruolo importante nel promuovere alcune disuguaglianze di tipo orizzontale in istruzione, attraverso la scelta del corso universitario prima e attraverso le performance accademiche poi. L'effetto delle origini sociali tuttavia plasma orientamenti e comportamenti fondamentali per una buona riuscita universitaria degli studenti: il ruolo di mediazione assunto dall'attitudine a procrastinare e dall'impegno verso lo studio individuale è fondamentale nel comprendere diverse sfaccettature di questa relazione.

Verranno utilizzati i dati ottenuti tramite un progetto interno all'Università degli studenti iscritti all'Ateneo di Trento nell'anno accademico 2015-2016. I modelli di equazioni strutturali utilizzati mostrano, da un lato, l'effetto dell'origine sociale sia sulle performance accademiche sia sull'impegno degli studenti nello studio individuale e, dall'altro, il ruolo centrale svolto dai comportamenti procrastinativi degli studenti nei risultati accademici da loro raggiunti durante il loro primo anno accademico. Questo capitolo propone in ottica comparativa delle analisi multigruppo rispetto ai settori disciplinari ai quali appartengono gli studenti.

2.1 Introduzione

L'espansione dell'istruzione terziaria che ha investito i Paesi europei, Italia compresa, dal secondo dopo guerra in poi, ha fatto in modo che la popolazione studentesca sia diventata molto più eterogenea in termini di classe sociale d'appartenenza e ha dato modo agli studiosi della stratificazione sociale di approfondire l'impatto del background familiare sulle carriere degli studenti (Bukodi e Goldthorpe 2013; Marzadro e Schizzerotto 2014). Questa maggior eterogeneità, tuttavia, non sembra aver comportato l'annullamento delle disuguaglianze sociali in istruzione ma, piuttosto, ha slittato l'attenzione dei ricercatori dalle disuguaglianze sociali di tipo verticale a quelle di natura orizzontale. La stratificazione sociale lungo la dimensione orizzontale all'interno dell'istruzione terziaria, si può manifestare attraverso differenti aspetti che la caratterizzano, continuando così ad alimentare alcune disuguaglianze a livello educativo che possono avere delle conseguenze importanti a livello collettivo.

In primo luogo, la stratificazione sociale si manifesta attraverso la scelta del corso di studio universitario al quale gli studenti si immatricolano. E' ben noto che alcuni corsi di laurea siano caratterizzati da un minor rendimento economico e minor prestigio. Alcune ricerche hanno mostrato che questo tipo di scelta è dettata dalla classe di origine di appartenenza degli studenti (Shavit e al. 2007; Lucas 2001).

In secondo luogo, la stratificazione di tipo orizzontale continua attraverso i risultati scolastici ottenuti dagli studenti. Questa relazione – classe di origine e performance scolastiche – è stata poco analizzata in ambito accademico (Hansen e Mastekaasa, 2006), nonostante sia ben noto che gli studenti appartenenti a classi sociali inferiori si siano dovuti confrontare con ambienti e contesti maggiormente svantaggiati rispetto ai loro colleghi appartenenti alle classi sociali più elevate. Questo capitolo si concentrerà sull'analisi della relazione tra origini sociali e performance accademiche degli studenti immatricolati al primo anno universitario nell'Ateneo di Trento, tenendo sotto controllo alcuni aspetti che dimostrano le loro capacità organizzative, necessarie per affrontare in modo efficace il percorso universitario: la procrastinazione e l'impegno nello studio individuale.

Le performance accademiche rappresentano un aspetto importante all'interno dello scenario dell'istruzione terziaria italiana, caratterizzato da un basso numero di laureati e un alto tasso di abbandono. Evidenze empiriche hanno mostrato come i risultati scolastici siano un fattore determinante sia rispetto all'abbandono universitario sia rispetto all'allungamento del tempo di conseguimento del titolo di laurea (Triventi e Trivellato, 2009). Se da una parte le basse performance e l'allungamento del tempo degli studi universitari possono limitare le

possibilità di ottenere un (buon) lavoro dopo la laurea, dall'altra l'abbandono universitario rappresenta uno spreco di risorse economiche e sociali all'interno di una società (Schizzerotto e Denti, 2005).

Il focus sugli studenti del primo anno assume una duplice rilevanza: da un lato le università avranno modo di rivedere e valutare l'organizzazione e la struttura dei propri programmi educativi e ottenere indicazioni chiave per promuovere la propria offerta formativa al momento dell'immatricolazione dello studente, organizzando o intensificando servizi di tutoraggio che costituiscono un aiuto importante al momento del passaggio dalla scuola superiore all'università. Dall'altro lato, gli studenti potranno acquisire consapevolezza sulle proprie abilità gestionali e organizzative. Infatti, proprio il passaggio dal sistema educativo secondario a quello terziario può creare un notevole spaesamento negli studenti-matricole i quali, a prescindere dal loro background educativo pregresso e dalle proprie abilità individuali, si ritrovano a dover scandire le proprie giornate tra studio e tempo libero, ad attribuire priorità a scadenze e, in generale, ad acquisire competenze gestionali per un utilizzo "saggio" del tempo, in autonomia (Nasrullah, 2015).

Per questi motivi, questo capitolo mira ad analizzare la relazione tra origine sociale degli studenti immatricolati nel settembre 2015 all'Università degli Studi di Trento e le loro performance durante il loro primo anno accademico cercando di colmare il gap teorico presente in letteratura. Facendo uso di modelli di equazioni strutturali verranno inclusi dei meccanismi di mediazione legati all'utilizzo del tempo da parte degli studenti, come la loro procrastinazione e il loro impegno nello studio individuale. Procrastinazione e tempo dedicato allo studio rappresentano due risvolti della stessa medaglia. Il primo, infatti, costituisce il tratto psicologico definito come "la tendenza a posporre, ritardare o evitare il perseguire degli obiettivi o il prendere delle decisioni, risultando una sorta di fallimento rispetto alla propria capacità di auto-regolazione" (Steel, 2007), il secondo quello comportamentale di una medesima variabile: saper gestire il proprio tempo durante la propria esperienza universitaria, aspetto che gioca un ruolo cruciale rispetto alla buona riuscita accademica (Nasrullah and al., 2015; Thibodeaux et al., 2017; Nonis et al., 2006).

Questo primo capitolo è strutturato come segue: background teorico (ii), domande di ricerca e ipotesi (iii), dati e metodi (iv), risultati (v), conclusioni (vi).

2.2 Background teorico

La relazione tra classe di origine e performance scolastiche è stata poco analizzata in ambito accademico (Hansen e Mastekaasa, 2006), ma la teoria sostiene un generale svantaggio degli studenti appartenenti alle classi sociali inferiori in molti aspetti relativi all'istruzione tra cui anche i risultati accademici ottenuti. Questa affermazione costituisce uno dei caposaldi della Teoria del Capitale Culturale di Bourdieu, il quale sostiene che gli studenti provenienti da famiglie più ricche abbiano maggior familiarità con la cultura accademica rispetto ai loro colleghi, aumentando così le loro probabilità di successo in ambito accademico e raggiungendo quindi migliori performance (Collins, 1971; Bourdieu e Passeron, 1977; Bourdieu, 1996). Prendendo la Teoria del Capitale Culturale come punto di riferimento, in letteratura si distinguono due diverse scuole di pensiero. La prima sostiene che i privilegi socio-economici di alcuni studenti nonentino all'interno dell'esperienza universitaria (Merton, 1968), per due differenti motivi teorici: la *life-course hypothesis* sostiene che i figli, quando crescono, diventino sempre più indipendenti dai loro genitori anche rispetto all'influenza esercitata dai genitori nella loro vita accademica (Muller e Karle, 1993); la *differential social selection theory* sostiene che l'influenza del capitale socio-economico dei genitori avvenga soprattutto nelle prime fasi di istruzione dei figli, pertanto, arrivati all'università, essi hanno già affrontato un processo di selezione in termini di origine sociale (Mare, 1981). La seconda scuola di pensiero, sostenuta da alcune evidenze empiriche, mostra come l'influenza del capitale culturale familiare sulle performance continui anche durante l'istruzione terziaria. Ciò è riconducibile a differenti meccanismi: differenti abilità individuali (De Graaf e al., 2000); disuguaglianza nelle risorse economiche a disposizione dello studente che, in alcuni casi, lo costringono a distribuire il proprio tempo tra un lavoro e la vita accademica (Smith e al., 2001); differente accesso alle informazioni utili per affrontare il sistema educativo terziario (Goldthorpe, 2000).

La Teoria del Capitale Culturale, dunque, supporta la tesi di un vantaggio degli studenti con maggior capitale socio-culturale familiare nel sistema educativo terziario il quale, in un primo momento, si traduce in maggiori informazioni a disposizione, e, in un secondo momento, in migliori risultati raggiunti. Soprattutto nel contesto italiano, il passaggio tra istruzione secondaria e terziaria può causare un notevole spaesamento negli studenti in quanto, a prescindere dal percorso di scuola secondaria precedentemente concluso, dal voto di diploma, e dalla regolarità della loro carriera (es. bocciature, sospensioni, etc.), ogni studente può scegliere di immatricolarsi al corso di laurea che più desidera. Genitori con

un bagaglio accademico personale maggiore possono costituire un appoggio e uno strumento utile ai propri figli i quali si trovano a dover affrontare una fase diversa del loro percorso educativo, con regole nuove rispetto al precedente (Hansen e Mastekaasa, 2006). Il bagaglio informativo familiare può aiutare gli studenti sotto molteplici aspetti: dalla scelta dell'università alla scelta del corso di studio al quale immatricolarsi, dall'atteggiamento da assumere durante le sfide universitarie a un supporto concreto nell'affrontare esami e prove.

Per quanto riguarda il primo aspetto di scelta, l'origine sociale svolge un ruolo significativo. Bourdieu (1979) sostiene che questa scelta sia associata al bagaglio accademico familiare a disposizione degli studenti. La conoscenza e l'esperienza fatta dai genitori rispetto al sistema educativo terziario, può essere trasmessa ai figli anche rispetto ai differenti rendimenti economici dei corsi di laurea. Gli studenti provenienti da famiglie più benestanti, prendendo come punto di riferimento la posizione sociale dei genitori, saranno più propensi a investire maggiormente in istruzione per evitare il rischio di una mobilità sociale discendente rispetto alla loro famiglia di origine. Al contrario, studenti più svantaggiati dal punto di vista di provenienza sociale avranno la percezione di costi maggiori associati a un investimento più lungo in istruzione, accompagnati anche dal fatto che, al contrario dei loro colleghi, molto spesso sono tenuti a sostenere personalmente questi costi attraverso un'attività lavorativa. Pertanto i figli delle classi sociali più avvantaggiate saranno più propensi a scegliere un corso di laurea connesso sia ai corsi STEM (*science, technology, engineering, e mathematics*) sia a quelli legati alle libere professioni (es. giurisprudenza). Allo stesso modo, gli studenti con minor capitale socio-culturale familiare saranno più propensi a scegliere un corso di studio appartenente al campo umanistico, generalmente meno remunerativo (Vergolini e Vlach, 2016).

Una volta effettuata la scelta del corso di studio, il capitale socio-culturale dei genitori può anche plasmare orientamenti e comportamenti utili e necessari a una buona riuscita scolastica. Uno degli aspetti di maggior rilievo, soprattutto per gli studenti del primo anno, è il saper gestire il proprio tempo a disposizione, tra lezioni studio e tempo libero, in maggior autonomia rispetto ai sistemi educativi precedenti. Pertanto verrà analizzato il ruolo mediatore di due variabili che costituiscono i due lati di una stessa medaglia rispetto al comprendere la gestione del tempo degli studenti: procrastinazione e tempo dedicato allo studio individuale.

La scelta di focalizzarsi sugli studenti del primo anno è motivato dalla rilevanza del gap informativo, plasmato da un diverso capitale culturale familiare, sia direttamente sui risultati ottenuti sia indirettamente sui meccanismi di gestione del tempo. Certamente questi

meccanismi possono creare situazioni critiche rispetto alle performance degli studenti, specialmente durante il loro primo anno accademico che rappresenta un cambiamento fondamentale nel loro percorso di vita, soprattutto all'interno del panorama educativo italiano.

Lo studio del *time management* in ambito accademico è stato a lungo analizzato dalla psicologia cognitiva che da sempre indaga su come alcune predisposizioni psicologiche individuali influenzino alcuni *outcomes* della carriera universitaria degli individui, tra cui le performance. In particolare, la procrastinazione assume una posizione rilevante nell'influenzare i risultati scolastici. Questa relazione è stata a lungo esplorata mostrando una diffusa relazione negativa tra queste due variabili: maggior procrastinazione, peggiori performance (Fritzsche, Young, e Hickson, 2003; Tuckman, 2002). Nonostante alcune ricerche non attribuiscano un valore negativo a comportamenti di procrastinazione (Choi e Moran, 2009), più diffusamente questa tendenza riflette un'incapacità individuale nel gestire il proprio tempo, soprattutto quello da dedicare allo studio. Le cause individuate dagli psicologi sono diverse: l'avversione rispetto a darsi degli obiettivi soprattutto quando essi risultano soggettivamente "costosi" in termini di energie e sforzi (Walters, 2003); in ambito accademico, la distanza temporale dagli obiettivi fa sì che alcune attività immediate con risultati più gradevoli e certi diventino più attrattive di altre come, ad esempio, lo studiare per un esame che potrebbe dare (senza certezza) un buon risultato solo nel futuro (Dietz, Hofer, and Fries, 2007). Ma tra le cause dei comportamenti procrastinativi si aggiungono anche l'ansia, alcuni tratti della personalità del soggetto come la conscienziosità (rif. *conscientiousness*) e l'instabilità emotiva (rif. *neuroticism*), la motivazione individuale e i diversi orientamenti rispetto agli obiettivi che si prefiggono gli studenti (Dewitte e Schouwenburg, 2002; Stewart e al., 2015).

Soprattutto queste ultime due caratteristiche sono centrali nei modelli di apprendimento individuali (*self-regulated learning*) analizzati dalla psicologia cognitiva. I modelli di apprendimento sono definiti da Pintrich (2000) come "*processi attivi e costruttivi in base ai quali gli studenti fissano gli obiettivi per il loro apprendimento. Questi processi cercano di monitorare la loro cognizione, la loro motivazione e il loro comportamento, il quale è guidato e vincolato sia dai loro stessi obiettivi sia da caratteristiche contestuali dell'ambiente di riferimento*" (Pintrich, 2000, p.453, trad.).

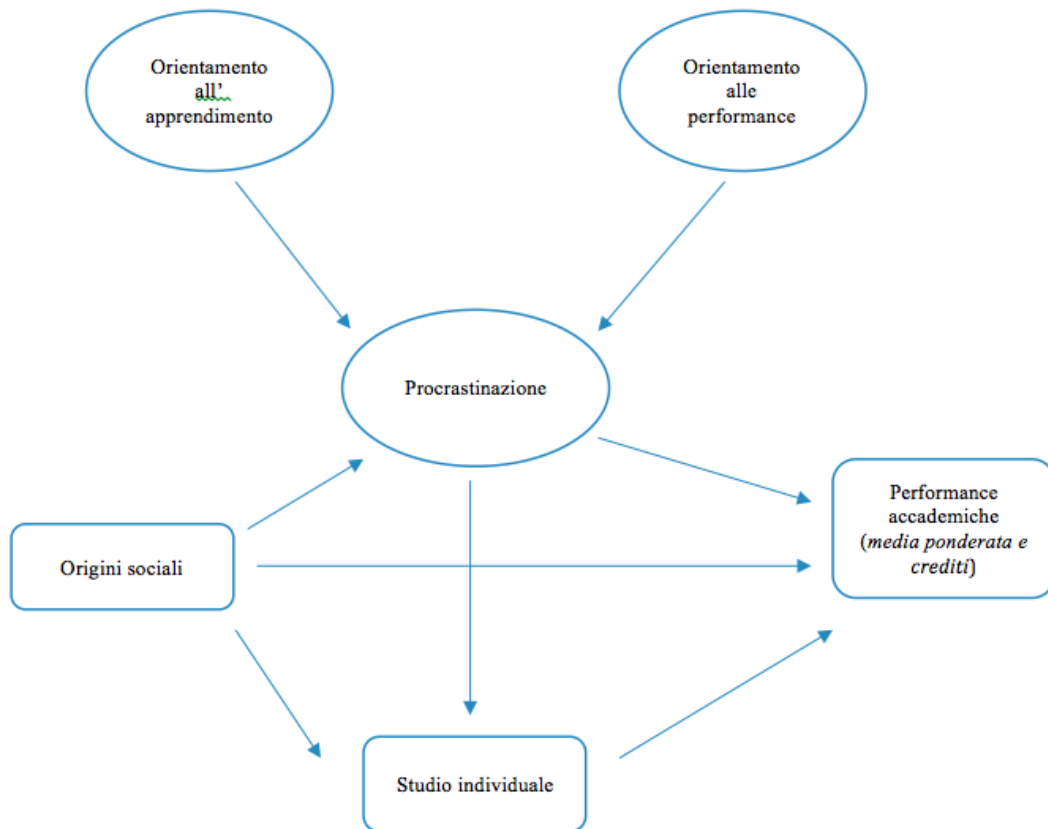
Per comprendere la motivazione degli studenti rispetto al raggiungimento degli obiettivi (accademici), gli psicologi fanno riferimento alla teoria motivazionale sviluppata da Dweck (1986). Egli sostiene che gli obiettivi prefissati da ciascun individuo creino il proprio

quadro di riferimento per l'interpretazione e la reazione ad eventi o scopi (Dweck, 1989). A tal proposito Dweck ha identificato due diverse tipologie di obiettivi rispetto ai quali gli individui agiscono: l'orientamento all'apprendimento e l'orientamento alle performance. Il primo descrive l'intenzione di imparare e di acquisire competenze nuove al fine di aumentare la propria conoscenza personale: gli studenti che adottano questo approccio valutano il risultato rispetto ai propri standard. Il secondo, ovvero l'orientamento alle performance, descrive la volontà di far bene pubblicamente e di mostrare il proprio successo in relazione ai risultati ottenuti dagli altri, evitando al contempo giudizi negativi. Il focus iniziale delle ricerche di Dweck sono state le implicazioni dei due diversi orientamenti nell'esperienza scolastica dei bambini, mentre ricerche successive si sono focalizzate sulla relazione tra orientamento verso gli obiettivi e risultati accademici in ambito universitario (Dweck, 1986; Cellar e al., 2011; Ciani e al., 2011; Stewart e al., 2015).

La relazione tra procrastinazione e i due differenti orientamenti è stata ampiamente indagata. Molti studi hanno dimostrato come mentre l'orientamento all'apprendimento sia negativamente associato con la procrastinazione così l'orientamento alle performance sia positivamente associato con essa (Scher e Osterman, 2002; Wolters, 2003; Wolters, 2004; Corkin, Yu, e Lindt; 2011). Successivamente evidenze empiriche sostengono come la motivazione individuale che determina questi differenti orientamenti verso gli obiettivi accademici sia collegata a comportamenti autoregolati dagli studenti, come quelli relativi ad un'efficace gestione del tempo (Rotenstein e al., 2009).

Dato l'inquadramento teorico proposto, la Figura 2.1 mostra il modello teorico di riferimento rispetto all'analisi dell'effetto dell'origine sociale sulle performance accademiche degli studenti del primo anno.

Figura 2.1: Modello teorico per lo studio delle performance accademiche.



2.3. Domande di ricerca e ipotesi

La rassegna della letteratura ha messo in evidenza alcune lacune teoriche ed empiriche. Da un lato, la relazione tra origini sociali e performance accademiche ha ricevuto poca attenzione sia attraverso un loro effetto diretto sia attraverso la mediazione esercitata da alcuni aspetti legati al *time management* degli studenti. L'ipotesi è che il capitale socio-culturale familiare, oltre ad avere un'influenza diretta sulle performance accademiche degli studenti (ipotesi1), possa aiutare gli studenti neo-immatricolati nella loro gestione del tempo, dimensione fortemente indagata dagli studi di psicologia cognitiva. Quello che però gli psicologi sembrano trascurare nei loro modelli sono le caratteristiche individuali degli studenti che possono determinare una maggiore tendenza a procrastinare (Balkis e al., 2009). Finora alcuni studi hanno analizzato il livello di procrastinazione individuale controllando per

l'età (O'Donoghue e Rabin, 1999) e per il genere (Watson, 2001). Sulla base delle mie conoscenze, nulla è stato fatto in termini di origine sociale e procrastinazione. Pertanto si vuole analizzare come l'effetto dell'origine sociale possa attenuare comportamenti procrastinativi degli studenti attraverso quei meccanismi informativi, collegati a una buona riuscita accademica, trasmessi dai genitori ai figli. I genitori con un proprio bagaglio accademico, e che hanno vissuto l'esperienza universitaria, possono aiutare i propri figli a correggere questa loro predisposizione individuale (ipotesi2).

Essendo la procrastinazione una caratteristica che si traduce successivamente in intenzioni e comportamenti, il passo successivo è indagare cosa effettivamente comporti sia avere una predisposizione a procrastinare, sia essere sprovvisti di un bagaglio accademico familiare adeguato. Si andrà dunque ad indagare un aspetto comportamentale degli studenti, legato sia ad abilità organizzative sia all'impegno personale in ambito universitario: la media delle ore giornaliere dedicate allo studio. Generalmente chi ha un'attitudine a procrastinare, manifesta problemi nell'organizzare il proprio tempo in modo efficace: lo studente procrastinatore tende a studiare di meno con il conseguente rischio di non riuscire a preparare un esame nei tempi richiesti (Jackson e al., 2001; Steel, 2007; Balkis e al., 2012). L'ipotesi è dunque che sia il capitale culturale familiare (ipotesi 3a) che il livello di procrastinazione individuale (ipotesi 3b) influenzino la gestione del tempo degli studenti e, in particolar modo, il tempo che quest'ultimi dedicano allo studio. Questo aspetto, soprattutto per gli studenti del primo anno che si trovano a gestire per la prima volta il proprio tempo tra lezioni, studio, vita sociale e altro, è di fondamentale importanza.

Infine si presuppone che sia una minore attitudine a procrastinare, sia un maggior tempo dedicato allo studio individuale possano essere positivamente associati a migliori performance (ipotesi4a – ipotesi4b).

Per concludere, l'ultima parte del capitolo prevede una comparazione tra i diversi corsi di studio ai quali gli studenti si sono immatricolati. Considerare i corsi di studio non è interessante solo rispetto alla loro relazione con l'origine sociale degli studenti, ma anche rispetto ad alcuni elementi intrinseci alla stessa vita universitaria. Da una parte, il corso di studio nel quale uno studente è immatricolato, scandirà l'organizzazione settimanale di ognuno non solo attraverso lezioni e laboratori, ma anche tramite la quantità di impegno richiesto nello studio individuale. Dall'altra, la diversa organizzazione di esami (scritti e orali) e appelli, richiedono diversi metodi di giudizio da parte degli insegnanti. Questi aspetti vanno tenuti in considerazione quando si comparano le performance accademiche di studenti appartenenti a corsi di studio differenti.

2.4 Dati e metodi

I dati utilizzati per testare il modello teorico precedentemente proposto provengono da due fonti differenti: i) questionari appartenenti al progetto di ateneo *Osservatorio sulle carriere formative e sui destini professionali degli studenti dell'Ateneo di Trento*. In questo caso i questionari di riferimento sono stati somministrati agli studenti immatricolati nell'Anno Accademico 2015-2016 in tre differenti momenti durante il loro primo anno. Questi questionari hanno indagato approfonditamente differenti aspetti di ogni singolo studente: le loro caratteristiche socio-demografiche, il loro background educativo pregresso, alcuni loro tratti psicologici e l'utilizzo che hanno fatto del tempo e dello spazio durante il loro primo anno universitario; ii) dati amministrativi di Ateneo hanno fornito informazioni puntuali sulle performance degli studenti misurate attraverso la media ponderata dei voti ottenuti agli esami e il numero di crediti ottenuti. L'unione dei tre questionari coi dati amministrativi ha dato origine a un dataset completo e ricco di informazioni relative al primo anno universitario di 1225 studenti.

Per testare il modello teorico sopra esplicitato verranno utilizzati modelli di equazione strutturali con Stata14. Questo tipo di modelli, conosciuti anche come modelli di “*path analysis*” con variabili latenti, sono regolarmente utilizzati nelle scienze sociali per rappresentare relazioni di dipendenza tra variabili (McDonald, 2002), e vengono utilizzati soprattutto quando nel modello analitico sono incluse variabili non direttamente osservabili. Essendo incluse nel modello due variabili mediatrici (procrastinazione e tempo dedicato allo studio individuale), usare i modelli di equazioni strutturali ha l'ulteriore vantaggio di analizzare un unico modello piuttosto che un insieme di singole regressioni lineari per ogni variabile dipendente considerata.

Performance

I dati relativi alle performance provenienti dagli uffici amministrativi d'Ateneo di Trento e riguardano:

- La media ponderata dei voti ottenuti agli esami fino a marzo 2016, ovvero al termine del loro primo semestre universitario;
- Il numero di crediti conseguiti a marzo 2016, ovvero al termine del loro primo semestre universitario.

Nel sistema scolastico italiano i voti ritenuti sufficienti vanno da un minimo di 18 a un massimo di 30 (e lode), mentre i crediti formativi che formano ciascun anno accademico sono 60. Per quanto riguarda i crediti non ci sono limiti, e alcuni studenti possono ambire a superare questa soglia, avvantaggiandosi con esami di anni successivi, per accelerare la loro carriera universitaria.

Queste due misure rappresentano due *outcomes* in grado di mettere in luce aspetti diversi delle performance degli studenti. Media e crediti sorreggono due diverse prospettive: una legato all'effettiva qualità delle prestazioni (voti) negli esami e l'altra maggiormente legato allo stato di avanzamento della loro carriera universitaria (crediti). Si tratta di due lati della stessa medaglia che, tuttavia, non vanno sempre di pari passo nella carriera degli studenti universitari.

Capitale culturale familiare

Per testare la teoria di capitale culturale sostenuta da Bourdieu, al fine di spiegare differenti performance durante il primo anno accademico, come misura di origine sociale degli studenti è stato utilizzato il titolo massimo di studio ottenuto dai genitori, ricodificato in tre categorie: fino alla licenza media, diploma e laurea e/o dottorato. La scelta di considerare il titolo di studio dei genitori piuttosto che la loro classe occupazionale è data dall'esigenza di considerare il capitale culturale familiare degli studenti piuttosto che le risorse economiche che essi possono avere a disposizione nell'affrontare l'esperienza universitaria. Inoltre, l'istruzione dei genitori è considerato uno degli aspetti più stabili riguardo lo status socio-economico degli individui in quanto tende a rimanere stabile nel corso del tempo, al contrario di altri indicatori (Sirin, 2005).

Procrastinazione

Come precedentemente descritto la procrastinazione è una caratteristica individuale che gli psicologi hanno misurato soprattutto attraverso le scale psicometriche. In letteratura ne esistono di vari tipi come la *General Procrastination Scale* (Lay, 1986), la *Adult Inventory of Procrastination* (McCown e Johnson, 1991), il *Decisional Procrastination Questionnaire* (Mann, 1982). Tuttavia in questo studio è stata utilizzata la *Irrational Procrastination Scale* (Steel, 2010), una scala Likert a 5 punti, basata su 9 item, nella quale un punteggio più elevato indica un maggior livello di procrastinazione del soggetto. Questa scala, proveniente dalla precedente *Pure Procrastination Scale* (Steel, 2010), è stata scelta per la sua unidimensionalità ed è in linea con la percezione di procrastinazione come ritardo irrazionale. I nove item sono:

- 1) Ritardo gli impegni oltre il ragionevole.
- 2) Faccio tutto il necessario quando ritengo che questo debba essere fatto.
- 3) Spesso rimpiango di non aver iniziato prima i miei compiti.
- 4) Ci sono questioni della mia vita che rimando, anche se so che non dovrei.
- 5) Se vi è qualcosa che devo fare, la faccio prima del resto.
- 6) Rimando le cose al punto che il mio benessere e la mia efficienza ne risentono inutilmente.
- 7) A fine giornata, so che avrei potuto impiegare meglio il tempo.
- 8) Impiego il mio tempo saggiamente.
- 9) Quando dovrei fare una cosa, ne faccio un'altra.

Attraverso un'analisi fattoriale confermativa verrà validata la scala per il campione di studenti iscritti nell'accademico 2015/2016 all'Università degli Studi di Trento.

Orientamento allo scopo

Il primo ad analizzare questa dimensione è stato Dweck (1986), il quale ha individuato due componenti: orientamento all'apprendimento e orientamento alle performance. Ricerche precedenti hanno mostrato come questa caratteristica possa essere sia un tratto individuale che una caratteristica dipendente dal contesto in cui l'individuo è inserito (Duda e Nicholls, 1992; Dweck 1986, 1989). Button (1996) sostiene che esso sia un tratto individuale che possa variare a seconda delle situazioni e dal contesto. Come Button, nelle analisi verrà considerata una caratteristica dell'individuo e per farlo è stata adottata una

versione ridotta della sua scala composta da due fattori - orientamento all'apprendimento e orientamento alle performance - inizialmente composta da 16 item, misurati attraverso una scala Likert 1-5. In questo progetto la versione ridotta è composta dai seguenti 11 item:

- 1) Sono più a mio agio quando faccio cose in cui so che non farò errori;
- 2) Provo con impegno a migliorare rispetto alle mie prestazioni del passato;
- 3) Se fallisco nel completare un compito difficile, pianifico di provarci con più impegno la prossima volta;
- 4) Le cose che amo di più sono quelle che so fare bene;
- 5) Preferisco avere piena fiducia nel riuscire a portare a termine un compito prima di tentare di realizzarlo;
- 6) Quando ho un problema difficile da risolvere, mi piace tentare differenti approcci per vedere quale funzionerà meglio;
- 7) Preferisco impegnarmi su compiti che ho già svolto bene in passato;
- 8) Mi fa piacere quando io posso fare qualcosa meglio degli altri;
- 9) L'opportunità di svolgere compiti sfidanti è importante per me;
- 10) Preferisco impegnarmi su compiti che mi costringono a imparare cose nuove;
- 11) Do del mio meglio quando mi occupo di compiti difficili.

Attraverso un'analisi fattoriale confermativa verrà validata la scala per il campione di studenti iscritti nell'accademico 2015/2016 all'Università degli Studi di Trento.

Tempo dedicato allo studio

La dimensione comportamentale del tempo che gli studenti dedicano allo studio è stata rilevata attraverso due domande:

- 1) Nel primo semestre, durante il periodo delle lezioni, in media:
 - a – quante ore al giorno dedicavi allo studio individuale nei giorni feriali (lunedì-venerdì);
 - b – quante ore al giorno dedicavi allo studio individuale nei fine settimana (sabato e domenica);
- 2) Nella sessione esami invernale in media:
 - a – quante ore al giorno dedicavi allo studio individuale nei giorni feriali (lunedì-venerdì);

b – quante ore al giorno dedicavi allo studio individuale nei fine settimana (sabato e domenica).

In un primo momento, attraverso la media ponderata di a e b , sono state create due variabili: il numero medio di ore di studio giornaliero sia nei giorni feriali che nel week end durante il primo semestre ($s2$) e il numero medio di ore medie di studio giornaliero sia nei giorni feriali che nel week end durante la sessione esami ($s3$). La scelta finale è stata di misurare il tempo che in media gli studenti dedicano allo studio attraverso un'unica variabile, risultante dalla media di $s2$ e $s3$.

2.4.1 Statistiche descrittive

Di seguito le statistiche descrittive per le variabili incluse nel modello (Tabella 2.1)⁸.

Tabella 2.1: Statistiche descrittive.

Variabile	Media	Std. Dev.	Min.	Max.	N
Voto medio ponderato (1° semestre)	24.9	2.9	18	30	1093
Cfu conseguiti (1° semestre)	22.8	10.9	0	60	1159
Indice di procrastinazione	2.7	0.8	1	5	934
Indice di Orientamento all'apprendimento	3.8	0.7	1	5	1025
Indice di Orientamento alle performance	3.7	0.7	1	5	1118
Studio (ore medie giornaliere)	5.3	2.5	0	18	1112

	Licenza media o inferiore	Diploma	Laurea e/ dottorato	Totale
Origine sociale (titolo di studio dei genitori) <i>valori percentuali</i>	30.8	59.1	10.1	1173(100.0)

⁸ La differenza della numerosità di N rispetto alla numerosità del campione (=1225) è data da dei dati mancanti all'interno di ogni singola variabile considerata.

Attraverso il test Anova è stato testato il livello di associazione tra il titolo di studio dei genitori e le variabili di performance, la procrastinazione, le ore medie giornaliere di studio e l'orientamento degli studenti verso gli obiettivi accademici (Tabella 2.2), al fine di fornire una prima evidenza rispetto agli obiettivi proposti in questo capitolo.

Tabella 2.2: Test anova per la dipendenza tra origine sociale e, a turno, voto medio ponderato, crediti ottenuti, indice di procrastinazione, tempo medio allo studio e orientamenti allo scopo.

Associazione	Prob >F
Origine sociale – media ponderata	0.04
Origine sociale – crediti ottenuti	0.36
Origine sociale – procrastinazione	0.13
Origine sociale – tempo medio di studio	0.00
Origine sociale – orientamento all'apprendimento	0.66
Origine sociale – orientamento alle performance	0.48

L'origine sociale, misurata attraverso il titolo di studio dei genitori, rappresenta la variabile indipendente rispetto alle variabili chiave del modello teorico proposto (rif. Figura 2.1). Dalla Tabella 2.2 emerge una associazione statisticamente significativa tra l'origine sociale degli studenti e il loro voto medio ponderato ($p=0.04$). Questa relazione non è supportata quando si considerano i crediti ottenuti a sottolineare come il bagaglio culturale familiare sia maggiormente incisivo sulla qualità delle prestazioni accademiche degli studenti piuttosto che sullo stato di avanzamento del loro percorso universitario. Rispetto alla relazione tra origini sociali e le variabili relative alle capacità di gestione del tempo non emerge una relazione significativa con il livello di procrastinazione individuale che, essendo una caratteristica psicologica piuttosto che comportamentale, sembra essere indipendente dall'influenza del titolo di studio dei genitori. Al contrario, è evidente una relazione col tempo medio dedicato allo studio individuale ($p=0.00$). Il test inoltre, conferma l'ipotesi di non associazione tra il titolo di studio dei genitori e l'orientamento che gli studenti hanno rispetto agli obiettivi accademici, pertanto nelle analisi successive si procederà considerando questa dimensione come una caratteristica individuale degli studenti.

2.5 Risultati

I risultati delle analisi effettuate volte a rispondere agli interrogativi di ricerca sopra proposti sono stati suddivisi in tre differenti sottosezioni:

Nella prima sezione (Paragrafo 2.5.1) verranno mostrate le analisi per i modelli di misurazione delle variabili latenti del modello (procrastinazione e orientamenti allo scopo).

Nella seconda sezione (Paragrafo 2.5.2) verranno presentati i risultati dei modelli di equazione strutturale che hanno analizzato la relazione tra origine sociale degli studenti e le loro performance accademiche, misurate sia attraverso la media ponderata sia attraverso i crediti ottenuti, tenendo conto dei meccanismi di mediazione relativi alla gestione del tempo.

Nella terza e ultima sezione (Paragrafo 2.5.3) verranno presentati i risultati delle equazioni strutturali multigruppo che hanno consentito di comparare i tre settori disciplinari ai quali gli studenti sono immatricolati rispetto al modello teorico proposto.

Per tutte le analisi verrà adottato il metodo *maximum likelihood with missing values* (MLMV)⁹. Alcune variabili erano affette da un consistente numero di valori mancanti, specialmente la variabile che misura la procrastinazione degli studenti (291 *missing values*)¹⁰. Per salvaguardare la numerosità del campione pertanto si è scelto di adottare il metodo MLMV sia per i modelli di misurazione sia per i modelli di equazioni strutturali successivi.

⁹ “MLMV aims to retrieve as much information as possible from observations containing missing values. In this regard, sem methods ML, QML, and ADF do a poor job. They are known as listwise deleters. If variable x1 appears some place in the model and if x1 contains a missing value in observation 10, then observation 10 simply will not be used. This is true whether x1 is endogenous or exogenous and even if x1 appears in some equations but not in others. Method MLMV, on the other hand, is not a deleter at all. Observation 10 will be used in making all calculations. For method MLMV to perform what might seem like magic, joint normality of all variables is assumed and missing values are assumed to be missing at random (MAR).” (STATA STRUCTURAL EQUATION MODELING REFERENCE MANUAL, 2013, pag.44-45)

¹⁰ Attraverso il test del chi quadrato è stata misurata la distribuzione dei valori mancanti di tutte le variabili incluse nel modello, che è risultata essere casuale (valore del test non significativo). Nello specifico, per ogni variabile del modello teorico sopra proposto sono state costruite delle variabili binarie di conteggio dei valori mancanti: ex. Variabile “*procrastinazione missing*” (1=missing, 0=no missing). Si è poi verificato se ognuna di queste variabili si distribuisce casualmente rispetto alle variabili disponibili nel modello teorico.

Nei modelli di equazione strutturali inoltre, sono stati eseguiti ulteriori controlli escludendo dalle analisi i valori mancanti. Tuttavia né i valori dei *factor loadings* dei modelli di misurazione né le statistiche di bontà differivano significativamente nei i due metodi. Pertanto si è scelto di adottare il metodo maximum likelihood with missing values nelle analisi.

2.5.1 Modelli di Misurazione

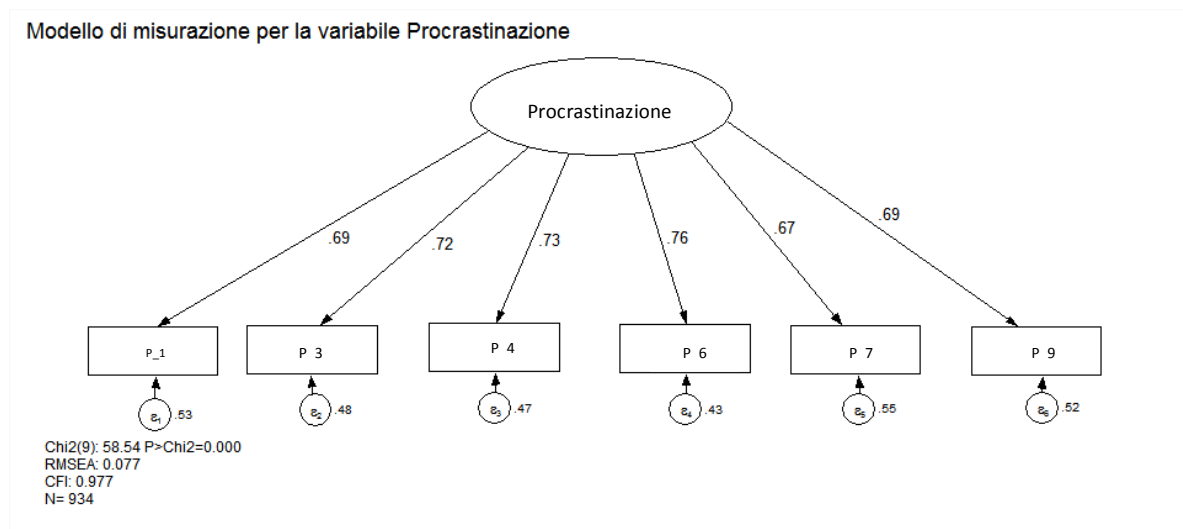
I modelli di misurazione all'interno dei modelli di equazione strutturale rappresentano la relazione tra alcune variabili osservate e una o più variabili latenti, chiamate anche fattori, delle quali le prime rappresentano la manifestazione osservabile delle seconde. Si applicano questi modelli di misurazione nei casi in cui la variabile di interesse non sia direttamente osservabile come, ad esempio, un valore, un'attitudine personale o, come nel caso di questo capitolo, di un tratto psicologico dell'individuo.

Procrastinazione

Come già anticipato, la variabile procrastinazione è stata ottenuta partendo dalla *Pure Procrastination Scale* di Steel (2010), composta da 9 item misurati attraverso una scala Likert 1-5. Tre di questi item (n°2, 5 e 8) avevano un andamento opposto pertanto sono stati invertiti in modo che anche essi andassero a catturare un comportamento procrastinativo degli studenti. Essendo una scala già precedentemente validata in letteratura, si procede attraverso una *Confirmatory Factor Analysis* assumendo che gli item della scala riflettano il concetto latente di procrastinazione (*reflective confirmatory factor analysis*). Considerando sia i valori dei *factor loading* per gli item 2, 5 e 8, sia le statistiche di bontà del modello, si è scelto di non includerli¹¹. Pertanto il modello di misurazione finale, composto da sei item, è il seguente (Figura 2.2).

¹¹ I valori dei factor loadings per i tre item esclusi dal modello di misurazione erano: item2 (.39), item5 (.46), item8 (.60). Poiché questi valori sono troppo piccoli (< 0.70) e, conseguentemente, non utili nella descrizione della dimensione latente, si è scelto di non includerli. Tuttavia, anche le statistiche di bontà del modello per il modello di misurazione della procrastinazione a 9 fattori : (RMSEA= 0.112, chi2(27)= 341.23, Prob > chi2 = 0.000; CFI= 0.897), non suggerivano l'importanza di quelle variabili nell'individuazione del fattore latente di procrastinazione.

Figura 2.2: Confermative Factor Analysis – procrastinazione.



Nel modello sono presenti i valori dei *factor loadings* standardizzati (che vanno da 0.67 a 0.76), tutti e sei altamente significativi ($P=0.000$). Le statistiche in basso a sinistra in Figura 2.2 indicano la bontà del modello di misurazione. Il valore del chi quadrato è altamente significativo, e ciò non è un risultato ideale. Essendo tuttavia una misura sensibile alla numerosità del campione, è utile ricorrere ad altre statistiche. Il *comparative fit index* (CFI) è una statistica molto utilizzata che compara il nostro modello con un modello di riferimento il quale assume che esista indipendenza tra gli item osservati. In questo caso, il CFI riporta che il modello di misurazione è migliore del 98% rispetto a un modello nullo, nel quale si assume una assenza di correlazione tra gli item. Solitamente si accettano valori del CFI uguali o superiori a 0.90. In aggiunta un altro test statistico, il *root mean square error of approximation* (RMSEA), considera quanto errore è presente per ogni grado di libertà presente nel modello. Nel nostro caso il valore del RMSEA è di 0.077, se consideriamo i suoi valori all'interno di un intervallo di confidenza del 90% esso assume valori che vanno da 0.59 a 0.96. Secondo Browne (1992), i valori ottimali del RMSEA devono essere inferiori a 0.05, per essere accettabili devono essere inferiori a 0.08. In generale invece non sono accettabili i modelli il cui valore è superiore a 0.1. Inoltre è stato calcolato il coefficiente di determinazione che misura l'affidabilità dell'intero modello, simile alla statistica dell' R^2 nelle regressioni lineari.¹² Nel modello di misurazione della variabile latente procrastinazione il suo valore è 0.86. Ciò significa che i valori reali possono spiegare l'86% della varianza nella scala che è stata utilizzata.

¹² Valori vicini a 1 per il coefficiente di determinazione indicano una buon modello di misurazione.

I risultati finali e la comparazione tra i valori non standardizzati e standardizzati sono presenti nella seguente tabella (Tabella 2.3):

Tabella 2.3: Valori non standardizzati e standardizzati del modello di misurazione (procrastinazione).

	Valori non standardizzati	Valori standardizzati
Loadings		
1: Ritardo gli impegni oltre il ragionevole	1 (constrained)	.69***
3: Spesso rimpiango di non aver iniziato prima i miei compiti	1.04***	.72***
4: Ci sono questioni della mia vita che rimando, anche se so che non dovrei	1.06***	.73***
6: Rimando le cose al punto che il mio benessere e la mia efficienza ne risentono inutilmente	1.11***	.76***
7: A fine giornata, so che avrei potuto impiegare meglio il tempo	0.93***	.67***
9: Quando dovrei fare una cosa, ne faccio un'altra	.86***	.69***
Variance		
error. 1	.63	.53
error.3	.57	.48
error. 4	.57	.47
error. 6	.51	.43
error. 7	.59	.55
error. 9	.45	.52
Procrastinazione	.57	1

***p<0.000

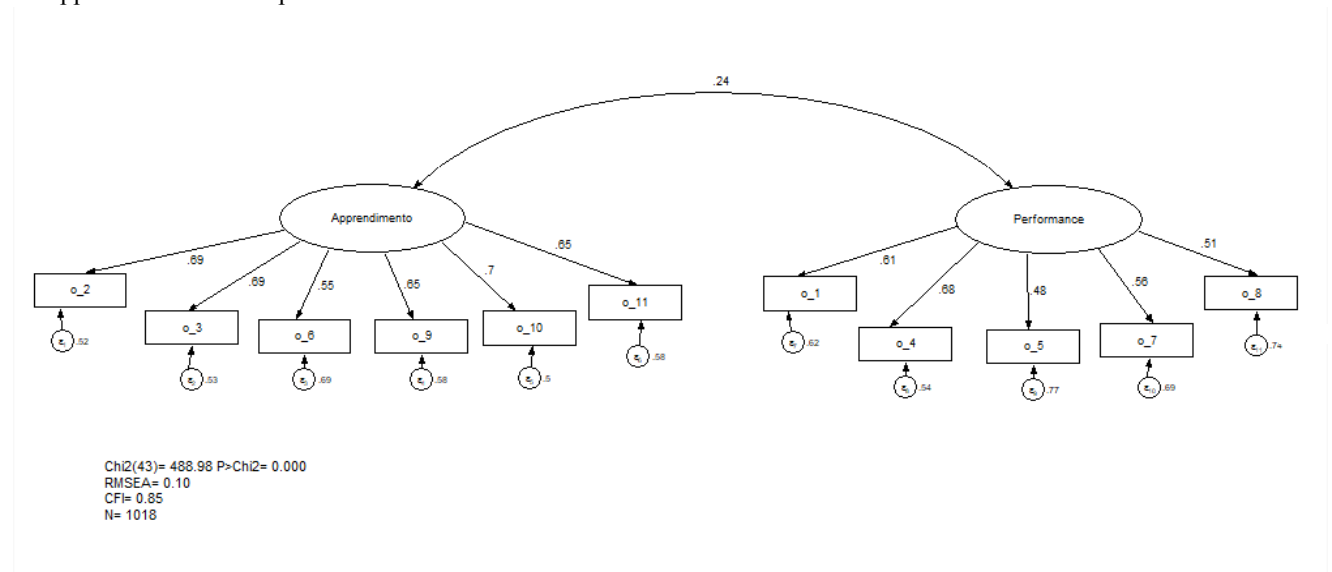
Orientamento verso gli obiettivi

Per quanto concerne le differenti propensioni verso gli obiettivi (accademici) degli studenti, anche in questo caso si procede attraverso un'analisi fattoriale confermativa in quanto si intende validare la versione italiana ridotta della scala bidimensionale sviluppata da Button (1996). Dal modello di misurazione è stata confermata la presenza di due dimensioni latenti: l'orientamento verso l'apprendimento e l'orientamento verso le performance. Nel modello sono riportati i valori di *factor loadings* standardizzati, tutti statisticamente significativi ($P > 0.000$) in un *range* compreso tra 0.48 e 0.70. Le indicazioni del *modification index* suggerivano di aggiungere una covarianza che indicasse la relazione tra due variabili

osservate della scala: “provo con impegno a migliorare rispetto alle mie prestazioni del passato” (item2) e “Se fallisco nel completare un compito difficile, pianifico di provarci con più impegno la prossima volta” (item3), ma non essendoci ragioni teoriche a sostegno di questo legame si è scelto di non includerlo nonostante ci fosse un notevole miglioramento nella bontà del modello¹³.

Il modello di misurazione finale è presentato dalla Figura 2.3.

Figura 2.3: CFA – Modello di misurazione orientamento allo scopo composto da: orientamento all'apprendimento e alle performance.



In basso a sinistra sono riportati i valori di RMSEA (=0.10) e del CFI (=0.85), mentre l'affidabilità totale del modello risulta del 95%.

I risultati finali e la comparazione tra i valori non standardizzati e standardizzati sono presenti nella seguente tabella (Tabella 2.4):

¹³ Le statistiche di bontà di modello aggiungendo la covarianza tra item2 e item3 sono le seguenti: chi2(42)= 312.22, Prob>chi2 = 0.000; RMSEA= 0.079, CFI= 0.907. Il factor loading della covarianza tra i due item è 0.46.

Tabella 2.4: Valori non standardizzati e standardizzati del modello di misurazione (orientamento allo scopo).

	Valori non standardizzati	Valori standardizzati
Loadings		
1: Provo con impegno a migliorare rispetto alle mie prestazioni del passato	1 (constrained)	.69***
2: Se fallisco nel completare un compito difficile, pianifico di provarci con più impegno la prossima volta	1.06***	.69***
3: Quando ho un problema difficile da risolvere, mi piace tentare differenti approcci per vedere quale funzionerà meglio	1.00***	.55***
4: L'opportunità di svolgere compiti sfidanti è importante per me	1.23***	.65***
5: Preferisco impegnarmi su compiti che mi costringono a imparare cose nuove	1.12***	.70***
6: Do del mio meglio quando mi occupo di compiti difficili	1.09***	.65***
7: Sono più a mio agio quando faccio cose in cui so che non farò errori	1	.61***
8: Le cose che amo di più sono quelle che so fare bene	1.08***	.68***
9: Preferisco avere piena fiducia nel riuscire a portare a termine un compito	.81***	.48***
10: Preferisco impegnarmi su compiti che ho già svolto bene in passato	.91***	.56***
11: Mi fa piacere quando io posso fare qualcosa meglio degli altri	.87***	.51***
Variance		
error.1	.34	.52
error.2	.40	.53
error.3	.72	.69
error.4	.67	.58
error.5	.40	.50
error.6	.53	.58
error.7	.59	.62
error.8	.49	.54
error.9	.81	.77
error.10	.67	.69
error.11	.76	.74
Orientamento all'apprendimento	.31	1
Orientamento alle performance	.36	1
Covarianza: Or_apprendimento, Or_performance	.08	.24

***p<0.000

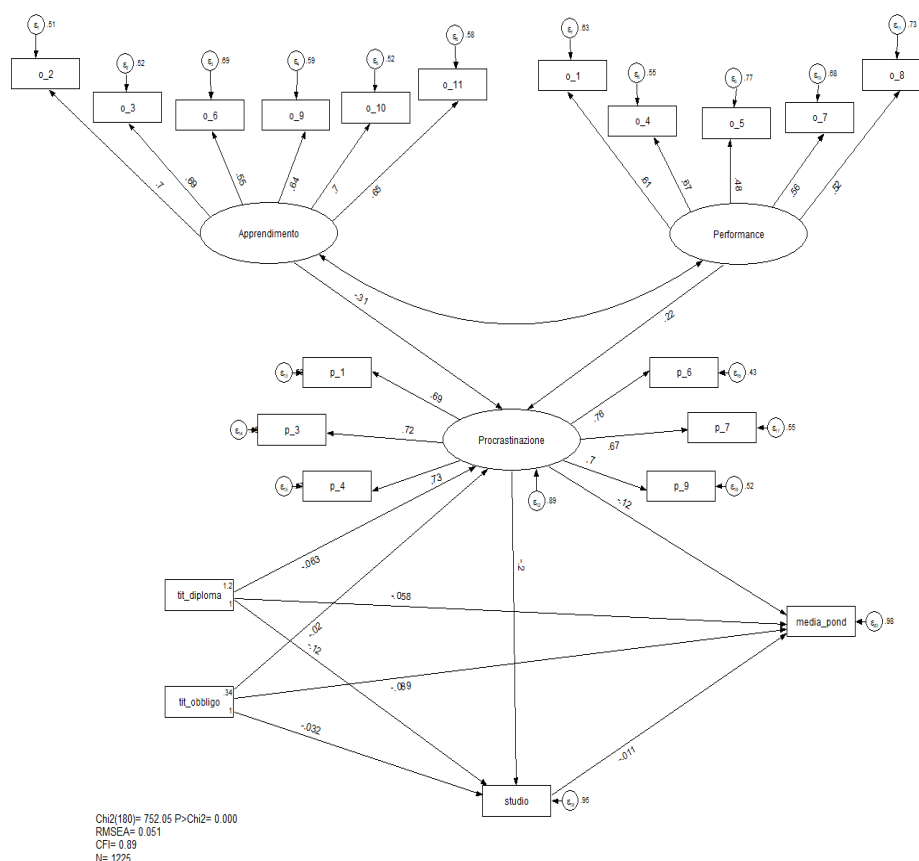
2.5.2 Analisi di equazioni strutturali

Per testare le ipotesi esplicitate in precedenza sono stati sviluppati due modelli con due *outcome* distinti, uno per il voto medio ponderato, l'altro per il numero di crediti conseguiti, al termine del primo semestre dell'anno accademico 2015-2016.

Primo modello: voto medio ponderato

Nel primo modello le variabili di procrastinazione e di tempo dedicato allo studio svolgono il ruolo di mediatori nella relazione tra capitale culturale familiare e performance, aiutando a comprendere l'effetto delle origini sociali sulle performance accademiche degli studenti, misurate attraverso la media ponderata (Figura 2.4). In questo caso è stata considerata la qualità delle prestazioni degli studenti durante il loro primo semestre universitario, tralasciando l'effettivo stato di avanzamento di carriera dello studente.

Figura 2.4: Structural Equation Model. Variabile dipendente: voto medio ponderato.



Le statistiche di bontà del modello riportano RMSEA di 0.05 e un CFI di 0.92, inoltre esso ha un valore dell'R2 totale di 0.95. Date le variabili mediatrici presenti nel modello, è importante sapere la proporzione di effetto diretto e di effetto indiretto sul valore totale (Tabella 2.5).

Tabella 2.5: Effetti diretti, indiretti e totali relativi al modello per il voto medio ponderato (Coefficienti standardizzati).

Outcome	Effetto diretto	Effetto indiretto	Effetto totale
Procrastinazione			
tit_diploma → Procrastinazione	-.07	(no path)	-.07
tit_obbligo → Procrastinazione	-.02	(no path)	-.02
Or_apprendimento → Procrastinazione	-.31***	(no path)	-.31***
Or_performance → Procrastinazione	.22***	(no path)	.28***
Studio			
Procrastinazione → studio	-.20***	(no path)	-.20***
tit_diploma → studio	-.12***	.01	-.11**
tit_obbligo → studio	-.03	.00	-.03
Or_apprendimento → studio	(no path)	.06***	.06***
Or_performance → studio	(no path)	-.04***	-.04***
Voto Medio ponderato (1° semestre)			
studio → voto medio ponderato	-.01	(no path)	-.01
Procrastinazione → voto medio ponderato	-.12***	.001***	-.12***
tit_diploma → voto medio ponderato	-.06	.01	-.05
tit_obbligo → voto medio ponderato	-.09**	.00	-.09**
Or_apprendimento → voto medio ponderato	(no path)	.04**	.04**
Or_performance → voto medio ponderato	(no path)	-.03**	-.03*

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

Dal primo modello emerge una relazione non statisticamente significativa tra il livello di procrastinazione degli studenti e le loro origini sociali, come precedentemente ipotizzato: il bagaglio culturale dei genitori non è determinante nell'influenzare la loro propensione a ritardare compiti e obiettivi. Questo tratto dunque sembra essere una caratteristica psicologica implicita negli individui e non determinata dal background culturale familiare. Tuttavia,

come emerge dalla letteratura, si nota come l'orientamento verso l'apprendimento e l'orientamento verso le performance abbiano due effetti significativi e contrapposti: mentre il primo fattore e la variabile procrastinazione hanno una relazione negativa ($-0.31, p<0.000$), il secondo e la procrastinazione hanno una relazione positiva ($0.22, p<0.01$), evidenziando come coloro i quali hanno una maggior propensione a conoscere e apprendere ciò che viene loro insegnato siano anche i soggetti che meno ritardano il completamento di obiettivi e compiti, soprattutto in ambito accademico.

I risultati rispetto alla variabile comportamentale che misura l'impegno degli studenti del primo anno rispetto allo studio attraverso il tempo medio giornaliero che vi dedicano, rivelano un effetto negativo della procrastinazione sulla media di ore giornaliere impiegate nello studio ($-0.20, p<0.001$). Anche avere genitori con livello di istruzione pari al diploma influisce negativamente sul tempo dedicato allo studio (effetto totale: $-0.11, p<0.01$) rispetto agli studenti con almeno uno dei genitori laureati. Non risulta altrettanto significativa la relazione tra gli studenti che hanno i genitori con basso titolo di studio e le ore medie giornaliere spese per lo studio individuale: probabilmente altri fattori, come attitudini personali o *skills* acquisite durante il percorso educativo, vanno a incidere sull'impegno individuale allo studio. Il tempo speso per lo studio individuale dunque sembra essere una variabile contesa tra due dimensioni: da una parte il capitale culturale familiare e dall'altra un tratto psicologico di ogni singolo studente. Interessante è notare come indirettamente (mediati dalla procrastinazione) gli orientamenti verso gli obiettivi accademici agiscano moderatamente sullo studio individuale: mentre chi è più propenso all'apprendere mediamente studia di più ($.06, p<0.001$), chi agisce in vista dei risultati tende a studiare di meno ($-.04, p<0.001$).

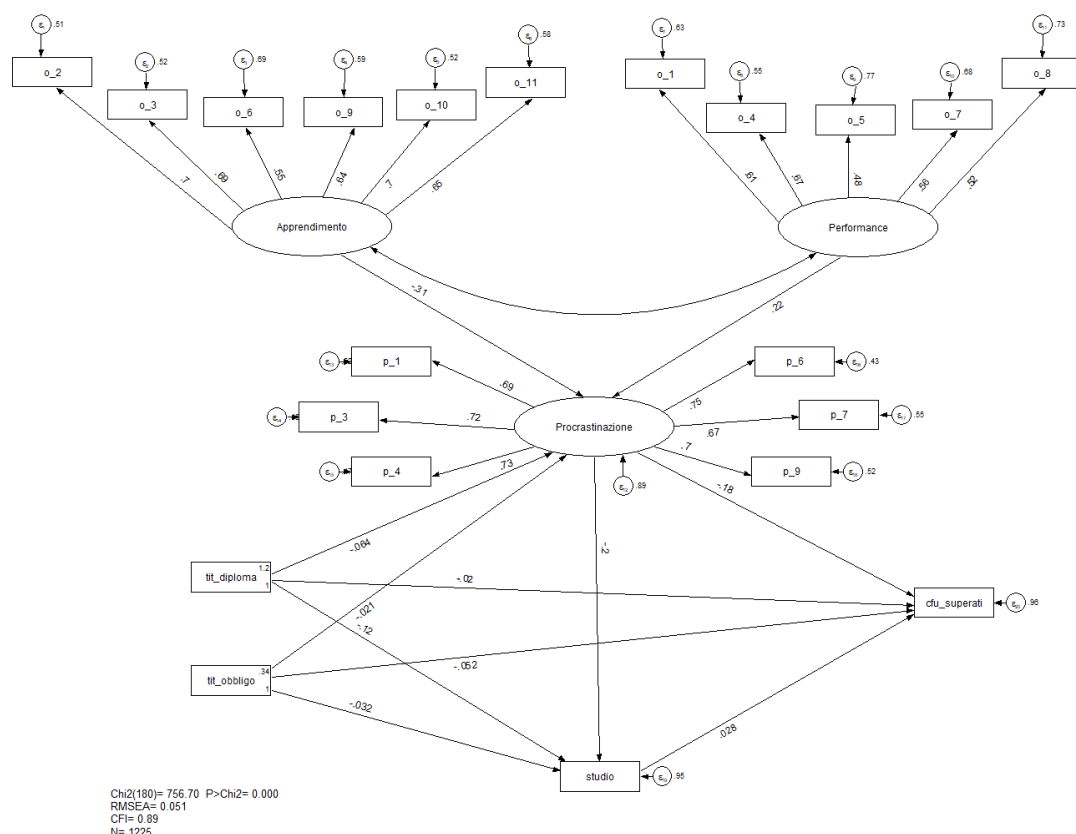
La principale variabile dipendente di questo modello, rappresentata dal voto medio ponderato degli studenti al termine del primo semestre, è influenzata principalmente da due dimensioni. Da una parte l'origine sociale, rappresentata principalmente dal capitale culturale familiare, mostra come l'avere genitori con basso titolo di studio (rispetto a genitori laureati) diminuisca la media dei voti ottenuti in modo significativo ($-.09, p<0.01$). Dall'altra si nota come sia la predisposizione individuale a procrastinare a far in modo che gli studenti ottengano voti più bassi agli esami sostenuti ($-0.12, p<0.001$). Le aspettative iniziali sulla relazione (positiva) tra tempo dedicato allo studio e media ponderata sono in contrasto coi risultati del modello, il quale mostra una relazione non significativa tra queste due variabili. Interessante notare la significatività di alcuni effetti indiretti: le due dimensioni latenti legate agli orientamenti rispetto agli obiettivi accademici hanno un effetto, seppur piccolo,

attraverso la variabile procrastinazione sulla media ponderata degli studenti. Come per la variabile tempo dedicato allo studio, l'orientamento all'apprendimento ha un effetto indiretto positivo sulla media (0.04, $p < 0.01$) mentre l'orientamento alle performance è associato ad essa negativamente (-0.03, $p < 0.05$)¹⁴.

Secondo modello: crediti formativi

Nel secondo modello l'*outcome* di riferimento rispetto alle performance accademiche degli studenti sono i crediti conseguiti al termine del primo semestre, al fine di analizzare l'influenza delle variabili incluse nel modello sullo stato di avanzamento della loro carriera universitaria.

Figura 2.5: Structural Equation Model. Variabile dipendente: crediti conseguiti.



¹⁴ In appendice Tabella 2.6b riporta i valori delle covarianze tra le variabili esogene presenti nel modello che per facilitare la comprensione non sono stati inclusi nella Figura 2.4.

La bontà del modello è confermata dalle statistiche: RMSEA pari a 0.05, CFI= 0.89 e il valore totale di R² è di 0.95. Come per il primo modello sono stati analizzati gli effetti diretti e indiretti delle variabili considerate (Tabella 2.6). Essendo la prima parte relativa ai modelli di misurazione rimasta invariata rispetto al primo modello (vedere Tabella 2.5), verranno riportati solo gli effetti esercitati dalle variabili sui crediti conseguiti dagli studenti.

Tabella 2.6: Effetti diretti, indiretti e totali relativi al modello per il numero di crediti conseguiti (Coefficienti standardizzati).

Outcome	Effetto diretto	Effetto indiretto	Effetto totale
Crediti conseguiti (1° semestre)			
studio → cfu conseguiti	.03	(no path)	.03
Procrastinazione → cfu conseguiti	-.18***	-.01	-.19***
tit_diploma → cfu conseguiti	-.02	.01	-.01
tit_obbligo → cfu conseguiti	-.05	.00	-.05
Or_apprendimento → cfu conseguiti	(no path)	.06***	.06***
Or_performance → cfu conseguiti	(no path)	-.04***	-.04***

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

I risultati sono in linea con il modello precedente. La procrastinazione è la variabile che esercita il maggior effetto sulle performance degli studenti misurati attraverso lo stato di avanzamento della loro carriera (-0.19, p<0.001): più gli studenti sono propensi a ritardare compiti e impegni, meno crediti hanno ottenuto durante il loro primo anno universitario. A seguire, le dimensioni di orientamento all'apprendimento e l'orientamento alle performance esercitano un effetto indiretto sui crediti: il primo, ancora una volta, positivo (0.06, p<0.001); il secondo, ancora una volta, negativo (-0.04, p<0.001).

Per riassumere quanto emerso dai due modelli, la seguente tabella (Tabella 8) riporta i risultati degli effetti totali delle variabili incluse nel modello sui due differenti aspetti legati alle performance universitarie: voto medio ponderato e crediti conseguiti.

Tabella 2.7: Confronto degli effetti totali su voto medio e su crediti. Coefficienti standardizzati.

Outcome	Effetto totale (media)	Effetto totale (crediti)
studio → <i>performance</i>	-.01	.03
Procrastinazione → <i>performance</i>	-.12***	-.19***
tit_diploma → <i>performance</i>	-.05	-.01
tit_obbligo → <i>performance</i>	-.09**	-.05
Or_apprendimento → <i>performance</i>	.04**	.06***
Or_performance → <i>performance</i>	-.03*	-.04***

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

Dalla comparazione degli effetti delle variabili del modello sulle due diverse variabili dipendenti considerate (media e crediti) emerge la scomparsa dell'effetto significativo esercitato dall'origine sociale sui crediti conseguiti nel primo semestre. Mentre chi ha genitori con titolo di studio basso (rispetto ad avere genitori laureati) ha performance peggiori in termini di media ponderata (-.09, $p<0.01$), per i crediti questo effetto non è più presente. La procrastinazione, invece, esercita il suo effetto negativo per entrambi gli *outcome*, rafforzandosi quando si considerano nel modello i crediti conseguiti (-.19, $p<0.001$). Il rafforzamento dell'effetto può essere spiegato dalla dimensione del “ritardo” intrinseca sia nel concetto di procrastinazione sia nell'avere conseguito pochi crediti formativi che rappresenta di per sé un rallentamento della propria carriera universitaria.

2.5.3 Differenze tra corsi di studio: una comparazione

In seguito a quanto emerso dal modello teorico generale, si è scelto di approfondire le differenze rispetto ai tre diversi settori disciplinari che raggruppano i corsi di studio presenti in Ateneo. Nel settore scientifico sono inclusi i dipartimenti di Biologia, tutte le ingegnerie, Matematica e Fisica (34%); nel settore economico e giuridico sono comprese Economia e Giurisprudenza (28%), mentre nel settore umanistico si trovano Sociologia e Ricerca Sociale, Lettere e Filosofia e Psicologia (38%) (Tabella 2.8).

Tabella 2.8: Distribuzione degli studenti in base al settore disciplinare.

Settori disciplinari	Freq.	Percentuale
Settore scientifico	416	33.96
Settore economico-giuridico	345	28.16
Settore umanistico	464	37.88
Totale	1,225	100.00

La prossima tabella mostra come si distribuiscono gli studenti in base all'origine sociale secondo il settore disciplinare scelto (Tabella 2.9).

Tabella 2.9: Distribuzione degli studenti in base al settore disciplinare e all'origine sociale.

Titolo dei genitori	Settori disciplinari			Totale
	Settore scientifico	Settore economico-giuridico	Settore umanistico	
Laurea e/o dottorato	109	144	108	361
	30.19	39.89	29.92	100.00
Diploma	251	162	280	693
	36.22	23.38	40.40	100.00
Scuola dell'obbligo	33	27	59	119
	27.73	22.69	49.58	100.00
Totale	393	333	447	1,173
	33.50	28.39	38.11	100.00

Pearson chi2(4)= 396.264 Pr= 0.000

Il valore del P-value associato al Chi2 rifiuta l'ipotesi nulla di indipendenza tra le due variabili, mostrando come tra coloro che hanno almeno uno dei genitori laureato, il 39.9% si è immatricolato a un corso del settore disciplinare economico-giuridico, il 30.2% al settore disciplinare scientifico e il 29.9% a quello umanistico. Per gli studenti che hanno genitori con solamente il titolo di scuola dell'obbligo (scuola media secondaria e/o inferiore) l'andamento della distribuzione è opposto: la metà ha scelto un corso del settore umanistico (49.6%),

mostrando come gli studenti maggiormente svantaggiati in termini di capitale culturale familiare scelgano percorsi di studio ritenuti meno prestigiosi e remunerativi.

Come già anticipato sia l'organizzazione della didattica e l'impegno richiesto agli studenti, le valutazioni in sede d'esame possono variare e dipendere dal corso di studio al quale lo studente si immatricola. Il test Anova analizza questa l'associazione (Tabella 2.10a).

Tabella 2.10a: Test anova per settore disciplinare, studio e performance.

Associazione	Prob >F
Settori disciplinari – studio	0.000
Settori disciplinari – media ponderata	0.000
Settori disciplinari – crediti formativi	0.000

Emerge dunque un'associazione statisticamente significativa tra i settori disciplinari ai quali appartengono gli studenti, sia rispetto al tempo medio dedicato allo studio sia rispetto alle performance accademiche ($p < 0.000$). Nello specifico si possono notare alcune differenze all'interno dei tre settori disciplinari rispetto alle tre variabili considerate (Tabella 2.10b).

Tabella 2.10b: differenze per i tre settori disciplinari (economico-giuridico, scientifico e umanistico) rispetto alle variabili studio individuale, voto medio ponderato e crediti ottenuti.

	Settore disciplinare	Media	Std. Err.
Studio individuale	Scientifico	4.73	.12
	Economico-giuridico	6.01	.16
	Umanistico	5.22	.13
Crediti conseguiti	Scientifico	20.83	.48
	Economico-giuridico	23.37	.67
	Umanistico	24.19	.51
Voto medio ponderato	Scientifico	24.24	.16
	Economico-giuridico	24.74	.17
	Umanistico	25.64	.13

Con una media di sei ore al giorno sono gli studenti dell'ambito economico-giuridico a studiare di più, a seguire quelli del settore umanistico (5.22, std. err. 0.13) e infine quelli iscritti a una laurea scientifica (4.73, std.err. 0.12). Sono gli studenti del settore umanistico ad aver conseguito il maggior numero di crediti (23.19, std.err. 0.51) e ad avere il voto medio ponderato più alto (25.64, std.err.0.13) ma ciò non è detto che rifletta una maggior "bravura" rispetto ai colleghi quanto potrebbe dipendere dalla diversa struttura e organizzazione dei corsi di laurea, nonché a una maggior "facilità" degli insegnamenti appartenenti a facoltà come sociologia o lettere rispetto, ad esempio, alle facoltà ingegneristiche. La prossima tabella aiuterà la comprensione delle differenze che esistono tra i tre settori disciplinari rispetto alle variabili considerate (Tabella 2.10c).

Tabella 2.10c: differenze per i tre settori disciplinari (economico-giuridico, scientifico e umanistico) rispetto alle variabili studio individuale, voto medio ponderato e crediti conseguiti.

	Differenza	Std. Err.	t
Variabile: studio individuale			
Economico-giuridico vs Scientifico	1.27	.19	6.40***
Umanistico vs Scientifico	.49	.18	2.64***
Umanistico vs Economico-giuridico	-.79	.19	-4.09***
Variabile: voto medio ponderato			
Economico-giuridico vs Scientifico	.49	.23	2.16 *
Umanistico vs Scientifico	1.40	.21	6.69***
Umanistico vs Economico-giuridico	.91	.22	4.12***
Variabile: crediti conseguiti			
Economico-giuridico vs Scientifico	2.55	.80	3.16***
Umanistico vs Scientifico	3.36	.75	4.47***
Umanistico vs Economico-giuridico	.81	.78	1.04

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

Come emerso dal test Anova esistono delle differenze statisticamente significative tra i tre settori disciplinari e il tempo che gli studenti dedicano allo studio individuale. Il Test di Tukey ha rilevato le maggiori differenze soprattutto nelle ore dedicate allo studio. In termini di performance, nel caso della comparazione tra il settore umanistico e quello economico-giuridico la differenza nei crediti conseguiti non è più statisticamente significativa.

Queste associazioni giustificano la scelta metodologica di procedere nel considerare la divisione tra gruppi rispetto ai modelli precedenti (rif. Figura 2.4 e Figura 2.5), tenendo costante la parte di misurazione del modello in riferimento alle dimensioni di orientamento verso l'apprendimento, orientamento verso le performance e livello di procrastinazione individuale.

Terzo modello: media ponderata - comparazione dei settori disciplinari

La prossime analisi mostrano i risultati dei modelli multi-gruppo nei quali è stata tenuta costante tra i settori la parte di misurazione, mostrando gli effetti diretti indiretti e totali attraverso i coefficienti standardizzati. Nella prima tabella è stata considerata come variabile dipendente la media ponderata degli studenti (Tabella 2.11). I valori di bontà del modello sono RMSEA= 0.49, CFI= 0.89 e R2 di 0.95, considerando i tre settori disciplinari.

Tabella 2.11: Effetti diretti, indiretti e totali del modello multi-gruppo (voto medio ponderato). Coefficienti standardizzati.

Outcome	Effetto diretto	Effetto indiretto	Effetto totale
Procrastinazione			
tit_diploma → Procrastinazione		(no path)	
Settore scientifico	-.09		-.09
Settore economico-giuridico	-.09		-.09
Settore umanistico	-.02		-.02
tit_obbligo → Procrastinazione		(no path)	
Settore scientifico	-.02		-.02
Settore economico-giuridico	-.01		-.01
Settore umanistico	-.02		-.02
Or_apprendimento → Procrastinazione		(no path)	
Settore scientifico	-.28***		-.28***
Settore economico-giuridico	-.29***		-.29***
Settore umanistico	-.32***		-.33***
Or_performance → Procrastinazione		(no path)	
Settore scientifico	.18*		.18*

<i>Settore economico-giuridico</i>	.22**	.22**
<i>Settore umanistico</i>	.25***	.25***

Studio

Procrastinazione → studio	(no path)	
<i>Settore scientifico</i>	-.21***	-.21***
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.24***	-.24***
<i>Settore umanistico</i>	-.18**	-.18**
tit_diploma → studio		
<i>Settore scientifico</i>	-.06	.02
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.16**	.02
<i>Settore umanistico</i>	-.07	.00
tit_obbligo → studio		
<i>Settore scientifico</i>	-.03	.00
<i>Settore economico-giuridico</i>	.02	.00
<i>Settore umanistico</i>	-.03	.00
Or_apprendimento → studio	(no path)	
<i>Settore scientifico</i>		.06**
<i>Settore economico-giuridico</i>		.07**
<i>Settore umanistico</i>		.06**
Or_performance → studio	(no path)	
<i>Settore scientifico</i>		-.04
<i>Settore economico-giuridico</i>		-.05*
<i>Settore umanistico</i>		-.04*

Voto medio ponderato

studio → voto medio ponderato	(no path)	
<i>Settore scientifico</i>	.01	.01
<i>Settore economico-giuridico</i>	.02	.02
<i>Settore umanistico</i>	-.06	-.06
Procrastinazione → voto medio ponderato		
<i>Settore scientifico</i>	-.15*	-.00***
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.09	-.01***
<i>Settore umanistico</i>	-.16**	.01**
tit_diploma → voto medio ponderato		
<i>Settore scientifico</i>	-.01	.01

<i>Settore economico-giuridico</i>	-.17**	.01	-.16**
<i>Settore umanistico</i>	-.04	.01	-.04
tit_obbligo → voto medio ponderato			
<i>Settore scientifico</i>	-.02	.00	-.02
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.19**	.00	-.19**
<i>Settore umanistico</i>	-.13**	-.00	-.13**
Or_apprendimento → voto medio ponderato	(no path)		
<i>Settore scientifico</i>		.04*	.04*
<i>Settore economico-giuridico</i>		.03	.03
<i>Settore umanistico</i>		.05**	.05*
Or_performance → voto medio ponderato	(no path)		
<i>Settore scientifico</i>		-.03	-.03
<i>Settore economico-giuridico</i>		-.02	-.02
<i>Settore umanistico</i>		-.04*	-.04*

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

Come per i modelli precedenti, l'origine sociale non ha alcun effetto sul livello di procrastinazione degli studenti, trasversalmente a tutti e tre i settori disciplinari. L'orientamento che viene adottato in vista degli obiettivi accademici, invece, continua a mantenere un effetto significativo sulla procrastinazione. Questo effetto si rafforza per gli studenti immatricolati a un corso di studio di stampo umanistico: coloro che hanno una maggior propensione alle performance tendono a posporre maggiormente i propri compiti (.25, $p<0.001$) e coloro che invece sono orientati all'apprendimento tendono ad avere una minor propensione a ritardare rispetto ai colleghi degli altri corsi di studio (-.32, $p<0.001$).

Considerando come variabile dipendente il tempo medio impiegato nello studio individuale, la procrastinazione tende a esercitare un effetto negativo, soprattutto tra gli studenti del settore economico-giuridico (-.24, $p<0.001$). Solamente per quest'ultimo gruppo di studenti si può notare un effetto delle origini sullo studio: infatti chi ha genitori con un medio bagaglio culturale tende a studiare di meno rispetto a chi ha genitori laureati (effetto totale: -.16, $p<0.01$). Gli orientamenti ancora una volta esercitano entrambi un effetto indiretto su questa variabile, quasi uniformemente rispetto al gruppo disciplinare considerato.

Andando a vedere l'influenza delle ore medie giornaliere di studio sulla media dei voti ottenuti dagli studenti, una volta non è presente una associazione statisticamente

significativa come invece era stato ipotizzato inizialmente (rif. ipotesi 4b). Mentre il livello di procrastinazione individuale sembra essere collegato alla media solo per gli studenti del settore scientifico (-.15, $p < 0.05$) e di quello umanistico (-.15, $p < 0.01$), il capitale culturale familiare continua a influenzare le performance degli studenti: in particolare, gli studenti maggiormente svantaggiati sono coloro i quali hanno genitori con basso titolo di studio immatricolati a economia o giurisprudenza (-.19, $p < 0.01$) e a un corso universitario umanistico (-.13, $p < 0.01$)¹⁵.

Quarto modello: crediti - comparazione dei settori disciplinari

Nella prossima tabella verranno riportati i risultati per il modello multi-gruppo, considerando i crediti formativi conseguiti come variabile dipendente finale (Tabella 2.12). Verranno presentati gli effetti solo rispetto ai crediti formativi in quanto la parte precedente rimane invariata rispetto alla Tabella 11. I valori di bontà del modello sono RMSEA= 0.50, CFI= 0.88 e un R2 che spiega il 95% della varianza del modello, giustificando nuovamente il modello teorico proposto nell'analisi di questo capitolo.

Tabella 2.12: Effetti diretti, indiretti e totali del modello multi-gruppo (crediti conseguiti). Coefficienti standardizzati.

Outcome	Effetto diretto	Effetto indiretto	Effetto totale
Crediti conseguiti			
studio → crediti		(no path)	
<i>Settore scientifico</i>	-.02		-.02
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.03		-.03
<i>Settore umanistico</i>	.07		.07
Procrastinazione → crediti			
<i>Settore scientifico</i>	-.21***	.00***	-.21***
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.18**	.01***	-.17**
<i>Settore umanistico</i>	-.20***	-.01**	-.21***
tit_diploma → crediti			
<i>Settore scientifico</i>	-.02	.02	.00

¹⁵ In appendice Tabella 11b riporta i valori delle covarianze tra le variabili esogene presenti nel modello che per facilitare la comprensione non sono stati inclusi nella Tabella 11a.

<i>Settore economico-giuridico</i>	-.02	.02	-.00
<i>Settore umanistico</i>	-.02	.00	-.02
tit_obbligo → crediti			
<i>Settore scientifico</i>	-.05	.01	-.05
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.04	.00	-.04
<i>Settore umanistico</i>	-.09	-.00	-.08
Or_apprendimento → crediti	(no path)		
<i>Settore scientifico</i>		.06**	.06**
<i>Settore economico-giuridico</i>		.05*	.05*
<i>Settore umanistico</i>		.07**	.07**
Or_performance → crediti	(no path)		
<i>Settore scientifico</i>		-.04	-.04
<i>Settore economico-giuridico</i>		-.04	-.04
<i>Settore umanistico</i>		-.05**	-.05**

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

Rispetto ai crediti conseguiti al termine del primo semestre dagli studenti immatricolati nell'anno accademico 2015-2016, l'unica variabile che sembra influire in modo consistente è la procrastinazione. Trasversalmente a tutti e tre i settori disciplinari considerati, essa è negativamente associata ai crediti ottenuti (maggior livello di procrastinazione individuale, peggiori performance in termini di avanzamento della carriera universitaria). Per gli studenti immatricolati a economia o giurisprudenza l'effetto della procrastinazione sui crediti è meno consistente (-.17, $p<0.01$). In aggiunta, si nota un'influenza positiva indiretta esercitata dalla variabile orientamento all'apprendimento sui crediti che, seppur con un effetto molto piccolo, coinvolge tutti gli studenti dell'Ateneo. L'attitudine a un maggior orientamento verso le performance, invece, agisce negativamente sui crediti solo per gli studenti immatricolati a un corso di studio umanistico (-.05, $p<0.01$).

Per riassumere quanto emerso dalle analisi precedenti, la seguente tabella riporta i risultati degli effetti totali delle variabili incluse nel modello – distinte per settori disciplinari – sui due differenti aspetti legati alle performance universitarie: media ponderata e crediti conseguiti (Tabella 2.13).

Tabella 2.13: Confronto degli effetti totali su media e su crediti rispetto ai settori disciplinari (coefficienti standardizzati).

Outcome	Effetto totale (media)	Effetto totale (crediti)
studio→ performance		
<i>Settore scientifico</i>	.01	-.02
<i>Settore economico-giuridico</i>	.02	-.03
<i>Settore umanistico</i>	-.06	.07
Procrastinazione → performance		
<i>Settore scientifico</i>	-.15*	-.21***
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.10	-.17**
<i>Settore umanistico</i>	-.15**	-.21***
tit_diploma → performance		
<i>Settore scientifico</i>	.01	.00
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.16**	-.00
<i>Settore umanistico</i>	-.04	-.02
tit_obbligo→ performance		
<i>Settore scientifico</i>	-.02	-.05
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.19**	-.04
<i>Settore umanistico</i>	-.13**	-.08
Or_apprendimento → performance		
<i>Settore scientifico</i>	.04*	.06**
<i>Settore economico-giuridico</i>	.03	.05*
<i>Settore umanistico</i>	.05*	.07**
Or_performance → performance		
<i>Settore scientifico</i>	-.03	-.04
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.02	-.04
<i>Settore umanistico</i>	-.04*	-.05**

La comparazione mostra come le variabili incluse nel modello si comportino in modo differente per media e crediti (Tabella 2.13). La procrastinazione ha un effetto significativo negativo su entrambi i modelli, fatta eccezione per gli studenti di economia e giurisprudenza: essa non ha un effetto significativo sulla loro media e, inoltre, sono il gruppo in cui essa esercita l'effetto minore rispetto ai crediti conseguiti. L'origine sociale è collegata solamente alla media, soprattutto tra gli studenti di economia e giurisprudenza con genitori con titolo di

studio più basso. Adottare diversi orientamenti rispetto agli obiettivi accademici invece, impatta in modo indiretto sulle performance degli studenti ed è trasversale rispetto ai corsi di studio. Questo effetto moderato segue i due andamenti opposti evidenziati sia dalla letteratura che dalle analisi precedenti e appare maggiore l'effetto sui crediti anziché sulla media. L'influenza di queste due dimensioni sulle performance accademiche risulta di maggior rilievo per il gruppo umanistico.

2.6 Conclusioni

Nonostante l'influenza delle origini sociali sugli esiti educativi degli studenti sia stata ampiamente dimostrata nelle prime fasi dell'istruzione, in letteratura questa relazione non sempre è stata confermata a livello universitario, supportata da diverse teorie (Muller e Karle, 1993; Mare, 1981). Il principale obiettivo di questo capitolo era verificare come un maggior capitale culturale familiare potesse influenzare le performance accademiche degli studenti durante il loro primo anno universitario. Dall'analisi dei modelli di equazioni strutturali emerge una chiara influenza dell'origine sociale sui risultati accademici. Nei primi modelli, nei quali non si è tenuta in considerazione la differenza tra settori disciplinari, l'effetto di questa relazione è limitato: coinvolge solamente la qualità delle prestazioni degli studenti (misurata attraverso la media ponderata dei voti ottenuti) con genitori con basso titolo di studio rispetto ai loro colleghi con genitori laureati. L'analisi dei modelli multi-gruppo (Paragrafo 2.5.3) ha permesso di esplorare maggiormente questa relazione. L'effetto delle origini sociali sulla performance accademiche, si articola e si rafforza durante la comparazione tra corsi di studio, sempre considerando la media dei voti. Infatti, gli studenti iscritti a economia o giurisprudenza sia che abbiano genitori con diploma sia che abbiano genitori con titolo inferiore, al momento della rilevazione hanno una media voti universitaria inferiore rispetto ai loro colleghi laureati iscritti al medesimo settore disciplinare. Ciò sottolinea, che più che per le altre discipline, l'aiuto in termini di capitale culturale familiare fornito dai genitori laureati risulta un aspetto importante per le loro performance accademiche durante il loro primo anno di studi. Dall'altro lato si nota come, in tutti i modelli analizzati, l'effetto di origine sia assente per il numero di crediti conseguiti dagli studenti. Il supporto dei genitori maggiormente istruiti dunque non sembra garantire la futura regolarità di carriera

universitaria dei propri figli, pur tenendo sotto controllo il settore disciplinare ai quali sono immatricolati. L'effetto del capitale culturale familiare sul voto medio ponderato degli studenti va in direzione opposta rispetto alla tesi di "*social selection*" (Mare, 1981) la quale sostiene che l'origine sociale esaurisca il suo processo selettivo durante i percorsi educativi precedenti, tendendo a omogeneizzare la popolazione studentesca universitaria anche in termini di abilità individuali e motivazioni personali. Probabilmente sono proprio queste dimensioni (abilità e motivazioni dello studente), non incluse in questa analisi, a spiegare ulteriori aspetti legati alle differenti performance universitarie degli studenti, soprattutto in termini di crediti conseguiti, dove l'effetto di origine sembra inesistente.

La gestione del tempo sembra essere una dimensione cruciale rispetto alle performance degli studenti i quali, soprattutto durante il primo anno, si trovano ad affrontare scadenze e doveri giornalieri, in un modo nuovo rispetto alle esperienze affrontate durante la scuola secondaria superiore. Sulla base delle mie conoscenze, nulla è stato fatto al fine di verificare se e come il bagaglio culturale dei genitori possa avere un effetto sul livello di procrastinazione individuale dei propri figli, supportato dal fatto che meccanismi di trasmissione di informazioni tra padre e figlio, utili ad affrontare l'esperienza universitaria, riguardino anche suggerimenti concreti rispetto a organizzare in modo efficace i propri impegni e a stabilire ordini di priorità su quest'ultimi. Tuttavia, sia i risultati dei primi modelli proposti nel Paragrafo 2.5.2 sia quelli dell'analisi multi-gruppo non hanno confermato questa relazione, sostenendo l'ipotesi di considerare la procrastinazione come un tratto psicologico dell'individuo, non migliorabile attraverso il capitale culturale dei genitori.

Tuttavia, lavorare con gli studenti per supportarli e dare loro indicazioni chiave rispetto alla gestione del tempo, è un elemento che il sistema terziario italiano dovrebbe tenere in considerazione al momento dell'inizio dell'anno accademico, anche attraverso servizi di tutoraggio mirati a un'organizzazione efficiente del proprio piano di lavoro. Il ritardare i propri compiti, misurato attraverso la *Pure Procrastination Scale* (Steel, 2010) risulta essere una dimensione fondamentale rispetto alle performance accademiche sia in termini di media che in termini di crediti, con effetto maggiore in termini di crediti. Questo è dovuto ai due differenti aspetti che vengono misurati: mentre la media rileva la qualità degli esami superati dagli studenti, i crediti rilevano lo stato di avanzamento della loro carriera, catturando anche la dimensione di eventuali ritardi. Non emergono sostanziali differenze rispetto ai settori disciplinari, ma l'effetto della procrastinazione sui crediti è più elevato per i corsi di laurea dell'area scientifica e umanistica.

Per quanto riguarda la dimensione comportamentale rispetto all'utilizzo del tempo, misurata attraverso il tempo medio che gli studenti hanno dedicato allo studio individuale, emerge come il capitale culturale familiare influenzi parzialmente questa variabile. Nello specifico chi ha genitori con massimo titolo di studio equivalente al diploma, in media, dedica meno tempo allo studio individuale rispetto ai colleghi con genitori laureati. Questo è vero solamente per gli studenti appartenenti al settore economico-giuridico rispetto agli altri studenti dell'Ateneo dove l'effetto non è più significativo. Se invece si considera il tempo dedicato allo studio come variabile esplicativa rispetto alle performance accademiche degli studenti, non sono emersi effetti significativi in nessun modello analizzato. Probabilmente la spiegazione è duplice: da un lato non è una mera questione di quantità di tempo ma piuttosto di qualità del tempo investito nelle attività di studio a poter influenzare le performance degli studenti. Dall'altro lato la misura utilizzata, essendo data dalla somma della media di ore giornaliere spese nelle attività di studio in periodi diversi dell'anno accademico riportata dagli stessi studenti, non è tra le più efficaci. I prossimi capitoli cercheranno di approfondire maggiormente questo aspetto, andando a utilizzare metodi diversi per catturare l'attività di studio individuale degli studenti¹⁶.

Per concludere, i modelli proposti hanno cercato di mettere in luce differenti meccanismi in grado di spiegare le differenze rispetto ai risultati universitari degli studenti del primo anno dell'Ateneo trentino, avendo a disposizione due differenti misure di performance accademiche e tenendo sotto controllo il percorso di studi scelto dagli studenti. Il bagaglio culturale dei genitori sembra che continui, in alcuni casi, a esercitare il suo effetto sugli esiti educativi dei figli tuttavia questi modelli non tengono conto, per mancanza di informazioni, della carriera pregressa degli studenti che potrebbe modificare l'effetto di questa relazione. Infine, la scelta di utilizzare modelli di equazioni strutturali ha permesso di includere nell'analisi degli elementi mediatori che, soprattutto nella letteratura psicologica, vengono ritenuti essenziali nello spiegare le differenze nei risultati scolastici. La procrastinazione individuale risulta essere fondamentale nella sua influenza sulle performance. Un'ulteriore considerazione va fatta rispetto ai meccanismi procrastinativi che possono instaurarsi e consolidarsi durante il percorso universitario: essi possono tradursi in una più o meno efficiente gestione del tempo quotidiano degli studenti la quale potrebbe influenzare i loro esiti all'università. Il capitolo successivo, pertanto, mira a indagare più approfonditamente questi aspetti, non soffermandosi solamente sugli studenti del primo anno

¹⁶ Nello specifico vedere Capitolo 2 e Capitolo 4.

accademico ma confrontando la diversa gestione del tempo tra gli studenti appartenenti ad anni di corso differenti.

2.7 Appendice

Tabella 2.6b: Covarianze variabili esogene primo modello.

Covarianze	Coef. (p-value)
Tit_diploma-Tit_obbligo	-.40***
Tit_diploma-Or_apprendimento	.00
Tit_diploma-Or_performance	.04
Tit_obbligo-Or_apprendimento	.02
Tit_obbligo-Or_performance	-.03
Or_apprendimento-Or_performance	.25***

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

Tabella 2.11b: Covarianze variabili esogene terzo modello. Coefficienti standardizzati.

Covarianze	Coef. (p-value)
Tit_diploma-Tit_obbligo	
<i>Settore scientifico</i>	-.40***
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.29***
<i>Settore umanistico</i>	-.51***
Tit_diploma-Or_apprendimento	
<i>Settore Scientifico</i>	.01
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.04
<i>Settore umanistico</i>	.04
Tit_diploma-Or_performance	
<i>Settore scientifico</i>	.01
<i>Settore economico-giuridico</i>	.09
<i>Settore umanistico</i>	.04
Tit_obbligo-Or_apprendimento	
<i>Settore scientifico</i>	-.02
<i>Settore economico-giuridico</i>	-.01
<i>Settore umanistico</i>	.08

Tit_obbligo-Or_performance	
<i>Settore scientifico</i>	-.11
<i>Settore economico-giuridico</i>	0.2
<i>Settore umanistico</i>	-.01
Or_apprendimento-Or_performance	
<i>Settore scientifico</i>	.21**
<i>Settore economico-giuridico</i>	.19**
<i>Settore umanistico</i>	.30***

*p<0.05, **p<0.01 e ***p<0.001

CAPITOLO 2

Gestione giornaliera del tempo degli studenti e performance accademiche.

Una comparazione tra anni di corso

Evidenze empiriche hanno mostrato risultati discordanti rispetto a come gli studenti gestiscono la propria quotidianità tra impegni accademici e tempo libero e come una gestione più o meno diligente del proprio tempo influenzi i loro risultati accademici, lasciando aperto un interrogativo su questo tema. Il sistema educativo terziario spinge gli studenti verso una maggiore autonomia organizzativa lasciandoli, in alcuni casi, impreparati e privi di consapevolezza rispetto al rischio di fallire nei loro obiettivi universitari a seguito di una incapacità di conciliare le varie attività della giornata. Fino ad ora, a livello metodologico, un'analisi comprensiva della 'time allocation' non sempre è stata possibile soprattutto a causa degli strumenti di rilevazione utilizzati dagli scienziati sociali e ai dati a disposizione. Solitamente essi fanno riferimento al tempo medio impiegato in specifiche attività in un intervallo temporale definito attraverso domande ad hoc inserite nei questionari. Questo tipo di informazioni non consentono una comprensione puntuale di come gli studenti gestiscono il loro tempo nell'arco della giornata. Gli obiettivi principali di questo capitolo sono comprendere come una differente organizzazione possa influenzare le performance accademiche degli studenti, individuare dei profili di studenti definiti secondo il loro uso del tempo e la relazione intercorrente tra questi profili le performance accademiche, in un'ottica comparativa rispetto i tre diversi anni di corso ai quali sono immatricolati. I modelli di regressione OLS sottolineano una relazione tra uso del tempo e performance accademiche misurate attraverso il voto medio ponderato e i crediti conseguiti, evidenziando alcune differenze rispetto all'anno di corso. La Hierarchical Cluster Analysis ha identificato tre gruppi di studenti simili tra loro sulla base del tempo speso nelle attività giornaliere, individuando come coloro appartenenti al primo gruppo (caratterizzato da più episodi di attività accademiche e meno episodi relativi alla comunicazione, uso di internet e relax) gli studenti con le performance accademiche migliori.

3.1 Introduzione

Come gli studenti gestiscono la propria quotidianità tra impegni accademici e tempo libero e come una gestione più o meno diligente del proprio tempo possa influire sui loro risultati accademici non è un argomento nuovo in letteratura. I risultati discordanti rispetto al tempo impiegato quotidianamente dagli studenti in alcune attività legate al mondo accademico (es. studiare o andare a lezione) e mondo extra accademico (es. attività lavorative o tempo libero) sono in parte da attribuire alla difficoltà e ai costi legati alla raccolta di dati appropriati. La rilevanza dello studio dell'uso del tempo nella quotidianità degli studenti e la sua possibile influenza su alcuni *outcomes* educativi tuttavia non è da sottovalutare. Infatti, l'abilità individuale rispetto a una gestione efficace del proprio tempo acquisisce una sempre maggior importanza col procedere del percorso educativo, specialmente all'interno dell'istruzione terziaria dove gli studenti sono chiamati ad affrontare le nuove sfide senza l'aiuto dei genitori o la supervisione attenta degli insegnanti, rispetto a come avveniva nei livelli d'istruzione precedenti. Anche se questo problema riguarda indistintamente tutti gli studenti, è particolarmente rilevante nel sistema educativo italiano, dove l'alto tasso di abbandoni universitari si verifica durante il passaggio tra scuola secondaria superiore e università, ovvero durante il loro primo anno accademico (Nasrullah and al., 2015; Thibodeaux et al., 2017; Nonis et al., 2006). La vita universitaria, infatti, mette gli studenti davanti alla necessità di combinare attività accademiche (lezioni, seminari, studio individuale) e attività extra-accademiche come tempo libero, lavoro, sport, etc., talvolta lasciandoli impreparati nella gestione efficace del tempo quotidiano che hanno a disposizione. Nello specifico, nella coorte 2012/13 la percentuale di abbandono tra il primo e il secondo anno accademico è in leggero calo rispetto alle coorti precedenti, rimanendo tuttavia una percentuale consistente (13.9%). Tassi di abbandono decisamente più bassi si registrano nei corsi a ciclo unico, aggirandosi attorno al 9-10% per le lauree in Giurisprudenza. Per quanto riguarda le coorti di immatricolati ai corsi di secondo livello, gli abbandoni tra primo e secondo anno sono più contenuti rispetto ai corsi di primo livello, e risultano in calo nelle ultime coorti, fino al 6,4% della coorte 2012/13 (ANVUR, 2016).

Tuttavia, la letteratura sociologica soffre di una non approfondita analisi empirica della relazione tra la gestione del tempo e le performance accademiche degli studenti (Fernex et al., 2015; Grave, 2011), concentrandosi piuttosto su altri aspetti della carriera degli studenti come i loro percorsi di scelta o i processi che portano a decisioni di abbandono universitario (DesJardins e Toutkoushian, 2005). In generale, ciò che è stato fatto finora in questa

direzione, prevedeva lo studio di una o più variabili legate alla quantità di tempo speso in specifiche attività (legate specialmente all'ambito accademico) non permettendo, in molti casi, un'analisi comprensiva dei pattern di comportamento che emergono dalle scelte fatte dagli studenti rispetto alla distribuzione del tempo nelle diverse attività che caratterizzano la loro giornata. A tal riguardo si aprono delle considerazioni di livello metodologico: un'analisi comprensiva della *time allocation* non è stata fino ad ora possibile soprattutto a causa degli strumenti di rilevazione utilizzati dagli scienziati sociali e dei dati ottenuti. Solitamente essi fanno riferimento al tempo medio impiegato in specifiche attività in un intervallo temporale definito attraverso domande *ad hoc* inserite nel questionario. Questo tipo di informazioni non consentono una comprensione puntuale di come gli studenti gestiscono il loro tempo nell'arco della giornata. Ad esempio, il tempo a disposizione per studiare o svolgere attività lavorative può dipendere dal tempo speso per le altre attività come guardare la tv, dormire, hobby e così via, facendo sì che sia l'insieme di queste attività – non solamente la singola attività – a influenzare i risultati accademici (Nonis e al., 2006).

Pertanto gli obiettivi empirici di questo capitolo sono: i) comprendere come gli studenti gestiscono il tempo a loro disposizione distribuendolo attraverso varie attività durante la giornata; ii) analizzare cosa influenza il numero di episodi relativi a specifiche attività svolte in una giornata tipo, confrontando gli studenti del primo anno, con gli studenti di anni di corso successivi; iii) analizzare come una differente organizzazione della giornata influenzi le performance accademiche degli studenti; iv) individuare dei profili tipici di studenti definiti secondo il loro uso del tempo e la relazione intercorrente tra questi profili le performance accademiche.

3.2. Background teorico

Questo secondo capitolo mette al centro la dimensione temporale e, nello specifico, come il tempo si declina in termini di attività all'interno della giornata. Il background teorico a sostegno di questo secondo capitolo si divide come segue: un approccio teorico alla dimensione temporale, la letteratura riguardante l'uso del tempo e la sua influenza sulle performance accademiche e, infine, i principali limiti che si riscontrano negli studi sociologici che si occupano di studiare l'organizzazione temporale delle giornate.

3.2.1 Un approccio teorico alla dimensione temporale

Il tempo è un elemento immateriale che ogni persona ha a sua disposizione e che può assumere nella vita di ognuno differenti valori economici, sociali ed emotivi. Il tempo a disposizione è una risorsa limitata e il modo in cui le persone distribuiscono questa risorsa tra le varie attività, può determinare il costo relativo di beni e servizi o la distribuzione del reddito (Juster e al., 1991). Il tempo è una risorsa differente dalle altre: non si può mettere da parte per usi successivi, non si può trasferire da persona a persona e non si può fare a meno di utilizzarlo (Hellgren, 2013). I dati riguardanti l'uso del tempo fanno capo principalmente a due obiettivi di ricerca negli studi socio-economici. A livello macro, essi sono stati utilizzati nello sviluppo e nell'analisi delle politiche pubbliche delle nostre società come la comprensione della divisione del lavoro domestico (Fuwa, 2004; Gershuny, e Sullivan, 2014) con particolare attenzione alle differenze di genere (Kan e al., 2011) o alla cura dei figli (Sullivan e al., 2014) e, a livello micro, hanno descritto e analizzato il comportamento umano come le abitudini legate agli spostamenti degli individui (Schwanen, 2002), solo per citarne alcuni.

Le persone si trovano davanti a delle scelte circa quali attività svolgere o meno nel corso della giornata, cercando di combinare attività di sopravvivenza (come dormire o mangiare), attività richieste dalla società (come lavorare o studiare) e attività che seguano i propri desideri e inclinazioni. Tutte queste attività sono caratterizzate da vincoli che fanno sì che ogni individuo compia delle scelte dando la priorità ad alcune attività piuttosto che ad altre. Il tempo che gli studenti distribuiscono tra le varie attività quotidiane può determinare differenti pattern comportamentali. L'abilità di gestire un uso proficuo del tempo, che include lo stabilire obiettivi e priorità ed essere organizzati, gioca un ruolo cruciale nel determinare i risultati accademici degli studenti (Nonis e al., 2006; Fernex et al., 2015; Grave, 2011).

Da una prospettiva economica, i processi che portano a stabilire quanto tempo dedicare o meno a determinate azioni sono diversi e possono far fronte a meccanismi di scelta razionale individuali (Becker, 1965). L'idea chiave è che ogni individuo faccia delle scelte ragionando sui costi e sui benefici che quella scelta determina e, secondo Stevens e Weale (2004), lo studente che ragiona in questi termini fa delle scelte in una logica intertemporale: la futura utilità dello status sociale acquisito risultante dalle attività accademiche svolte nel presente, l'immediata utilità risultante dalle attività legate al tempo libero e allo svago e l'immediata utilità legata al consumo dei beni risultante da un lavoro retribuito. Sempre Becker (1975), attraverso la teoria del capitale umano, afferma che abilità e competenze

individuali siano acquisite maggiormente all'interno del sistema educativo. Le attività legate all'istruzione scolastica sono tuttavia costose sia per gli studenti che per le loro famiglie da molteplici punti di vista: sia in modo diretto tramite le tasse scolastiche, il materiale e i costi di mantenimento, sia in modo indiretto attraverso le possibili opportunità non colte durante il percorso di studi come, ad esempio, intraprendere un percorso lavorativo. Anche la *investment theory* di Fishers (1930), prima della teoria di scelta razionale di Becker, sostiene che le scelte fatte in ambito educativo si basino su una comparazione soggettiva dei costi richiesti per sostenere il percorso scolastico e i futuri guadagni una volta entrati nel mondo del lavoro. Levy-Garboua (1976), tuttavia, sosteneva che investire in istruzione non determini una soddisfazione personale relativa ai futuri guadagni lavorativi ma piuttosto una soddisfazione più immediata legata allo status di studente, fornendo loro la possibilità di godere a pieno di tutte quelle attività non strettamente legate all'ambito lavorativo (come tempo libero, sport, attività culturali) che, nel futuro prossimo una volta entrati nel mondo del lavoro, gli individui non potranno più svolgere a così basso costo.

Questo quadro teorico suggerisce da una parte che negli ambiti di studio per i quali le prospettive economiche future sono basse, gli studenti non saranno sufficientemente motivati a investire tempo ed energie nel lavoro accademico ma piuttosto nel tempo libero e in attività remunerative durante il percorso scolastico. Dall'altra, se è vero quanto sostiene Becker che durante il percorso educativo gli studenti acquistano via via sempre più competenze e abilità, anche legate ad un'efficace gestione del tempo, si ipotizza un miglioramento consapevole di questi aspetti col procedere del percorso universitario, anche in quelle aree di studio dove il profitto futuro non è così evidente.

Spostandosi verso un approccio maggiormente sociologico, come un individuo agisce supera la mera situazione contestuale. I concetti di *habitus* e di capitale aiutano in questa comprensione (Bourdieu, 1986). Secondo questa prospettiva il concetto di *habitus* decodifica le strutture culturali di una società generando delle pratiche sociali. L'*habitus* si manifesta attraverso il capitale individuale, innato e intellegibile, il quale ha un forte potere generativo rispetto alle pratiche sociali e alle azioni future individuali (Fernex, 2015). Il concetto di capitale secondo Bourdieu, si manifesta in tre forme: sociale, economico e culturale. Quest'ultimo, nella visione di Bourdieu, ha senza dubbi un forte impatto nella sfera educativa degli studenti ma, in generale, le tre forme di capitale possono avere un impatto differente nelle strategie di posizionamento individuali (Fernex e Compeyron, 2007). Bourdieu scrive “the ‘interest’ that an agent (or class of agents) has for ‘studies’ (and which is, along with inherited cultural capital, on which he partly depends, one of the most powerful

drivers of educational success) depends not only on his current or expected educational success (i.e. his chances of success, given his cultural capital), but also on the degree to which his social success depends on his educational success. And yet, the richer he is in economic capital terms, the less an agent depends on his cultural capital for reproduction, and in many cases the economic and social return on educational capital depends on the agent's social capital (or even economic capital), and which allows him to exercise it" (Bourdieu 1989, p. 393).

Investire tempo e risorse in istruzione, e in attività a essa collegate, come studiare o frequentare le lezioni, secondo Bourdieu non dipende solamente dalle prospettive future legate all'ambito lavorativo ma anche dal successo sociale che deriva dalla riuscita scolastica dell'individuo, creando una sorta di compensazione tra il livello di capitale economico e il capitale culturale di ognuno in un'ottica di possibilità future.

Questi aspetti teorici possono avere una forte influenza sulla carriera educativa degli studenti così come sulla loro abilità di ponderare scelte e decisioni rispetto all'utilizzo del tempo nella loro vita quotidiana.

3.2.2 Uso del tempo e performance accademiche

Evidenze empiriche rispetto alla quantità di tempo speso in determinate attività e la loro influenza su alcuni aspetti della vita degli studenti, mostrano risultati tra loro contrastanti nonostante si tenda a sottolineare come una scarsa abilità nella gestione del tempo sia fonte di stress e di basse performance (Macan, 1990). Molto lavoro è stato fatto nell'analizzare la relazione tra la quantità di tempo speso nelle attività accademiche e le performance scolastiche. Nello specifico, il numero di ore speso per l'attività di studio individuale come il numero di ore di lezione sostenute, sono state a lungo esaminate come potenziali predittori del successo scolastico degli studenti suggerendo, in generale, che un maggior investimento di tempo in queste attività consenta di raggiungere performance migliori, anche controllando per le precedenti performance e per le abilità degli studenti (Nonis e al., 2006; Pascarella e Terenzini, 2005). Da un lato, Pascarella e Terenzini (1991) hanno trovato una relazione significativa tra le abitudini di studio degli studenti al primo anno di università e le loro performance (GPA), così anche Young (Young e al., 2003) ha sottolineato come un maggior sforzo e un maggior tempo dedicato allo studio influenzino positivamente i risultati scolastici.

Nonostante un maggior impegno nello studio individuale dovrebbe aumentare le conoscenze personali degli studenti, altre ricerche hanno trovato una debole o non affidabile relazione tra la quantità di tempo speso in attività di studio e performance universitarie (Plant e al., 2005). In aggiunta allo studio individuale, la letteratura riconosce un effetto positivo del frequentare le lezioni in aula sui risultati scolastici (Douglas e Robi, 2004; Stanca, 2006). Ciò è valido soprattutto all'interno di determinati corsi di studio dove il ruolo degli insegnanti è fondamentale nella comprensione dei concetti spiegati e nello sviluppo di metodi e tecniche di apprendimento adeguati. Anche il tempo speso in attività lavorative retribuite durante il periodo universitario è stato oggetto di interrogativi di ricerca volti a comprendere la sua influenza rispetto ai risultati conseguiti dagli studenti (Pike e al., 2008; Stinebrickner e Stinebrickner, 2003). Non solo oggi ci sono più studenti universitari lavoratori rispetto al passato, ma gli studenti lavorano mediamente più ore durante la settimana con un maggior rischio di peggiorare le proprie performance o di abbandonare l'università a causa di minor tempo a disposizione da dedicare alle attività accademiche (Logan e al., 2016).

La vita degli studenti, tuttavia, è caratterizzata da altre attività secondarie ma non di minore importanza, come il tempo speso nell'utilizzo di media e social media, attività di socializzazione, ore di sonno e il tempo speso per gli spostamenti che caratterizzano e possono incidere in diversi modi sulle loro giornate e sulle loro abilità organizzative. Quando si vuole analizzare l'impatto dell'uso del tempo rispetto alle performance accademiche non si può non tenere conto della combinazione di un più ampio ventaglio di attività che caratterizzano la vita degli studenti. Negli ultimi 30 anni, non è cresciuto solamente il tempo impiegato in attività lavorative durante il percorso universitario ma anche il tempo speso in attività legate al tempo libero (Babcock e Marks, 2010), aumentando così l'importanza di identificare il modo in cui si spende il proprio tempo anche in attività extracurricolari in modo da comprendere l'impatto di quest'ultime sui risultati accademici.

Tuttavia, nella letteratura sociologica sono pochi gli studi che si sono prefissati un approccio maggiormente comprensivo rispetto all'uso del tempo degli studenti (Nonis e al., 2006). Ad esempio, Meng e Heijke (2005) hanno analizzato l'impatto degli ambienti di apprendimento e della distribuzione del tempo rispetto all'acquisizione di competenze mentre Lassibille (2011) ha utilizzato più variabili temporali comparando il tempo medio dedicato a diverse attività tra gli studenti di diversi Paesi. Differenti domini relativi all'uso del tempo degli studenti, partendo dalle attività maggiormente produttive come lavorare, studiare, frequentare lezioni o associazioni, passando a quelle di mantenimento della salute come mangiare o dormire, arrivando a quelle legate al tempo libero, possono avere risvolti

importanti nello sviluppo di competenze sociali, emozionali, fisiche e cognitive, nonché del loro benessere individuale (Greene e Maggs, 2015).

L'abilità individuale della gestione del tempo può avere risvolti sia positivi che negativi rispetto a diversi *outcomes* relativi all'ambito educativo degli studenti, ma da cosa può dipendere questa abilità non sempre viene tenuta in considerazione in fase di analisi. Cosa un individuo fa durante il giorno non dipende strettamente dalle sue intenzioni ma può essere legato sia ad aspetti strutturali e organizzativi che personali. Le attività non si differenziano solamente rispetto al susseguirsi delle ore ma possono variare rispetto ai giorni settimanali considerati. Le differenze maggiormente visibili si manifestano certamente nella strutturazione delle giornate infrasettimanali in confronto alle giornate dei weekend, pertanto gran parte delle indagini sull'uso del tempo, tramite la compilazione di un diario, chiedono al soggetto di compilare due giornate distinte, una compresa dal lunedì al venerdì e l'altra tra il sabato e la domenica. Soprattutto i giorni infrasettimanali sono scanditi da attività che un individuo deve svolgere nel corso della sua vita come un'attività lavorativa (De Zoysa e Rudkin, 2007) o dalle differenti condizioni di spostamento tra la città di provenienza e il luogo di studio e/o lavoro (Najib e al., 2011). Nello specifico, per la popolazione studentesca anche i corsi di studio ai quali sono immatricolati strutturano la loro giornata in modo differente. Convenzionalmente, soprattutto in Italia, le aree di studio umanistiche, compresa giurisprudenza, sono caratterizzate da meno ore di lezione in aula per lasciare agli studenti un maggior tempo da dedicare allo studio individuale mentre i corsi di studio dell'area STEM inseriscono nel loro programma educativo molti laboratori ed esercitazioni per seguire gli studenti passo passo nell'apprendimento, lasciando loro meno tempo libero a disposizione. Considerando altre variabili individuali che possano influenzare una diversa gestione del tempo, alcuni studi hanno mostrato come il genere sia importante in questo tipo di analisi in ambito educativo. In particolare, le studentesse sono maggiormente inclini a investire il loro tempo nelle attività di tipo accademico rispetto ai loro colleghi maschi poiché hanno differenti priorità in ambito educativo (Quadlin, 2016). Inoltre, uomini e donne differiscono nel gestire il proprio tempo libero, nella cura dei figli, nei lavori domestici e nelle attività sportive (Hofferth e Sandberg, 2001, Fisher e al., 2007; Kats-Gerro e Sullivan, 2010).

In aggiunta, lo studio della gestione del tempo in ambito accademico ha trovato largo spazio all'interno della psicologia cognitiva che da sempre indaga su come alcune predisposizioni psicologiche individuali influenzino alcuni *outcomes* della carriera universitaria degli individui, tra cui le performance accademiche. In particolare, la

procrastinazione assume una posizione rilevante nell'influenzare i risultati scolastici (come è emerso dalla *review* della letteratura e dalle analisi empiriche del Capitolo 1 di questa tesi).

Comprendere dunque come gli studenti utilizzino il proprio tempo e organizzino le loro giornate non può prescindere dall'inclusione di questi aspetti nei modelli di analisi per fornire un'ottica omnicomprensiva che possa spiegare l'influenza di questi aspetti nei loro risultati universitari.

3.2.3 Principali limiti nelle ricerche sull'uso del tempo

Il principale motivo che ha inciso nella scarsità di studi che hanno analizzato l'utilizzo che gli studenti fanno del loro tempo durante le loro giornate e l'influenza che questo può avere sulle loro performance accademiche è, in primo luogo, da imputare agli strumenti di raccolta dati che gli scienziati sociali hanno a loro disposizione. In generale, le evidenze empiriche su questo tema si basano, per la maggior parte, su categorie di attività svolte dagli studenti piuttosto che sul tempo totale speso da quest'ultimi in quelle attività, suggerendo come la partecipazione sia l'aspetto più rilevante piuttosto che la quantità di tempo investito in quest'ultima (Brint e Cantwell, 2010). Inoltre, molta letteratura si basa sull'analisi dell'uso del tempo degli studenti frequentanti il primo anno universitario (Astin, 1998; Hurtado et al., 2007; Pryor et al., 2008), tralasciando il fatto che essi non sono rappresentativi dell'intera popolazione universitaria (Saenz e Barrera, 2007) e non fornendo un confronto tra il cambiamento che gli studenti possono fare col procedere degli anni di corso. Ciò consente di verificare la veridicità di quanto sostenuto da Becker ovvero che durante il percorso educativo gli studenti acquistano via via sempre più competenze e abilità, anche legate a un efficace gestione del tempo, ipotizzando un miglioramento consapevole di questi aspetti col procedere del percorso universitario anche in quelle aree di studio dove il profitto futuro non è così evidente.

Gli studi citati in precedenza dunque - ad eccezione di Nonis (2006) - hanno utilizzato variabili che analizzano la distribuzione del tempo nelle varie attività in modo aggregato, chiedendo agli studenti il tempo medio speso nelle attività di interesse attraverso domande retrospettive incluse nei questionari e/o interviste, tralasciando le altre attività che caratterizzano la quotidianità di una persona. Inoltre, questo tipo di domande, richiedono ai soggetti intervistati di fare uno sforzo di memoria nel ricordare il tempo speso in alcune

attività, ottenendo così una approssimazione dell'informazione non sempre veritiera (Stinebrickner e Stinebrickner, 2004).

Questa approssimazione può essere in qualche modo tenuta sotto controllo attraverso l'utilizzo di un ulteriore strumento, particolarmente diffuso nelle scienze sociali, per lo studio dell'uso del tempo. I diari del tempo, infatti, raccolgono informazioni sulle attività, luoghi e relazioni svolte da un individuo all'interno di un intervallo temporale specifico, normalmente 24 ore. Una descrizione maggiormente dettagliata dello strumento diario del tempo, verrà fornita nel terzo capitolo di questa tesi. Va tuttavia ricordato come i diari rappresentino uno strumento in grado di catturare e analizzare le esperienze in corso all'interno della quotidianità delle persone, soprattutto quelle attività che attirano la loro attenzione consapevole (Bolger e al., 2003). Come scrive Gershuny (2008, pag.16): *“Time use studies can provide a basis for integrating the diverse phenomena of production and consumption, a general framework of explanation of processes of social change through the construction of a hierarchical system of time use accounting relating the most microsociological level to the most macro.”*

Per questi motivi, si ritiene che essi siano lo strumento in grado di fornire dati qualitativamente migliori in confronto ai dati ottenuti da un semplice questionario poiché non inclini a errori casuali (Kan, 2007).

3.3 Domande di ricerca e ipotesi

La rassegna della letteratura ha messo in evidenza alcune lacune empiriche e metodologiche. Da un lato si evince come l'uso che gli studenti fanno del proprio tempo, come gestiscono le attività quotidiane, ha ricevuto poca attenzione all'interno della sociologia dell'educazione soprattutto a causa dei metodi utilizzati per la raccolta dei dati. Come si è evidenziato, la maggior parte degli studi utilizzano variabili che rappresentano l'utilizzo del tempo in modo aggregato, ottenute attraverso domande retrospettive inserite nei questionari. In aggiunta, molta attenzione è stata data agli studenti del primo anno universitario che, sebbene siano un sottogruppo interessante, in quanto maggiormente a rischio di abbandono universitario e di scarse performance dovute alla transizione da due sistemi educativi differenti, non siano rappresentativi di tutta la popolazione universitaria. Inoltre, sulla base delle mie conoscenze nulla è stato fatto in termini di comparazione dell'uso del tempo degli

studenti in base al loro anno di corso. Ciò consente di verificare se quanto sostenuto da Becker (1975) rispetto all'acquisizione di sempre più competenze e abilità anche legate alla gestione del tempo col procedere del percorso universitario, sia o meno effettivo. Questo capitolo si propone un triplice interrogativo di ricerca:

- i) Come organizzano la loro giornata gli studenti e, nello specifico, cosa influisce sull'allocazione del tempo tra attività accademiche, attività di routine, attività di comunicazione, sport e relax durante un tipico giorno settimanale? Esistono differenze tra i tre anni di corso?
- ii) In quale misura i risultati accademici degli studenti sono influenzati dal loro uso del tempo? Esistono differenze tra i tre anni di corso?
- iii) Gli studenti possono essere raggruppati in profili differenti sulla base del tempo speso in differenti attività? Come questi profili differiscono in termini di performance? Esistono delle differenze tra i tre anni di corso?

Essendo l'obiettivo empirico di questo capitolo l'analisi della relazione tra uso del tempo e performance accademiche, in primo luogo si vuole fornire una descrizione di come gli studenti gestiscono il tempo a disposizione in una loro giornata tipo e come alcune variabili, personali e di contesto, influenzano il numero di episodi relativi ad alcune attività svolte durante la loro giornata. L'ipotesi è che l'esperienza maturata durante il percorso universitario e le abilità acquisite nella gestione del tempo, influenzino le attività giornaliere degli studenti; che le donne siano maggiormente inclini alle attività accademiche degli uomini e che il corso di studio ai quali sono immatricolati non influenzi le attività degli studenti in base alle prospettive economiche future ma piuttosto siano un fattore che orienti l'uso del tempo a seguito della struttura organizzativa delle lezioni.

In secondo luogo, si vuole verificare come il numero di episodi relativi ad alcune attività svolte durante il giorno condizioni le performance accademiche degli studenti, tenendo sotto controllo alcune loro caratteristiche. In questo caso, le performance accademiche vengono analizzate adottando tre differenti misure le quali fanno capo a due diverse prospettive: una legata all'effettiva qualità delle prestazioni negli esami (la media dei voti) e l'altra maggiormente legato allo stato di avanzamento della loro carriera universitaria (tramite i crediti e il numero di esami sostenuti). Si tratta di due lati della stessa medaglia che, tuttavia, non vanno sempre di pari passo nella carriera universitaria degli studenti. Si ipotizza che il tempo speso in diverse attività giornaliere incida in modo differente sulle performance

scolastiche. In primo luogo, ci si aspetta un impatto maggiore sul progresso della carriera dello studente, ovvero sui crediti ottenuti, piuttosto che sulla loro qualità. Rispetto a quest'ultima, l'abilità individuale che non potrà essere controllata all'interno di questi modelli per mancanza di dati, gioca un ruolo fondamentale. In secondo luogo, si ipotizza una rilevanza maggiore delle variabili temporali soprattutto per gli studenti frequentanti il primo anno accademico piuttosto che gli studenti di anni successivi.

Infine, l'ultimo interrogativo di ricerca a carattere esplorativo è comprendere se esistano diversi profili di studenti sulla base delle attività svolte durante la loro giornata e se questi profili siano legati a migliori o peggiori performance sempre tenendo distinti i tre anni di corso. In questo caso, da un livello individuale legato agli stili cognitivi e comportamentali del singolo, si apre la prospettiva a un livello meso dove il gruppo di riferimento e la rete sociale nel quale lo studente è inserito giocano un ruolo importante sui risultati accademici ottenuti. La letteratura propone molte evidenze riguardo l'effetto dei pari sulle performance anche a livello di istruzione terziaria (Epple e Romano, 2011, Sacerdote, 2014), seppur i meccanismi tramite i quali avvenga questo effetto siano ancora confusi soprattutto per mancanza di dati adeguati. Mehta (e al., 2018) hanno cercato di indagare l'influenza dei pari sui risultati accademici individuali tenendo in considerazione alcune variabili legate all'uso del tempo, come il tempo dedicato allo studio. Anche in questo caso si sostiene l'importanza di questi meccanismi di influenza soprattutto per gli studenti del primo anno i quali, interessati maggiormente ai risultati universitari di "breve natura" e quindi più immediati, si pensa siano più propensi ad essere influenzati da alcuni pari come compagni di stanza o di corso. Pertanto, questo ultimo interrogativo di questo capitolo si muove in questa direzione, cercando di spostarsi verso un livello meso di analisi che indubbiamente è rilevante nel dare completezza di spiegazione alla relazione uso del tempo-performance accademiche ma che tuttavia, non è stato possibile esplorare maggiormente per la mancanza di dati adeguati.

3.4 Dati e metodi

I dati utilizzati nell'analisi provengono da due fonti distinte: i) un questionario sull'uso del tempo appartenente a un più ampio progetto interno all'Ateneo di Trento chiamato *Osservatorio sulle carriere formative e sui destini professionali degli studenti*. Il questionario sull'uso del tempo è stato somministrato tramite una *web survey* raccogliendo sia informazioni socio-demografiche sugli studenti, sia di tipo aggregato sull'uso del tempo, sia informazioni sulle attività svolte in una loro giornata tipo attraverso un diario del tempo; ii) i dati amministrativi di Ateneo per quanto riguarda le performance degli studenti: media ponderata, numero di crediti ottenuti e numero di esami sostenuti. L'unione di queste due differenti fonti di dati ha dato origine a un dataset completo e ricco di informazioni relative all'utilizzo del tempo degli studenti dell'Ateneo trentino. Va ricordato che sono stati analizzati i questionari degli studenti (non fuori corso) immatricolati a un corso di laurea triennale tra i corsi di laurea proposti all'interno dei dipartimenti dell'ateneo trentino e a ciclo unico come giurisprudenza, ottenendo un campione finale di 2215 studenti (Tabella 3.1).

Tabella 3.1: Composizione del campione rispetto all'anno di corso a cui erano iscritti al momento della somministrazione del questionario.

Anno di corso	Freq.	Perc.
1 anno	875	36.73
2 anno	920	38.62
3 anno	420	24.64
Totale	2,215	100.00

La strategia analitica si divide in tre parti, ognuna delle quali fa riferimento ai tre diversi interrogativi di ricerca che hanno guidato questo capitolo. In tutte e tre le parti, per analizzare la relazione tra l'uso del tempo degli studenti e le loro performance accademiche, si fa riferimento ai dati del diario del tempo somministrato loro durante la *web survey*, in modo da minimizzare gli errori casuali derivanti dai dati ottenuti tramite le domande retrospettive. Come è sostenuto in letteratura, tradizionalmente i diari del tempo sono lo strumento migliore che gli scienziati sociali hanno a disposizione per comprendere come gli

individui strutturano e gestiscono le proprie giornate (Kan, 2007). Era possibile completare il diario attraverso l'utilizzo di 13 categorie di attività. Si è tenuto conto del giorno della settimana nel quale gli studenti hanno compilato il proprio diario del tempo – distinguendoli fra giorni infrasettimanali e il week end – e l'ora in cui lo studente si è svegliato il giorno della compilazione. Ad eccezione per la prima fase descrittiva dell'analisi, esse sono state poi raggruppate in cinque categorie di macro azioni: attività di routine, attività legate all'utilizzo di internet e dello smartphone, attività accademiche, attività fisica e relax. Le variabili socio-demografiche che sono state utilizzate come controllo sono state il genere, l'età, l'area di studio (distinguendo tra area scientifica e area umanistica e giurisprudenza), se fossero o meno pendolari, e il loro livello di procrastinazione (Tabella 3.2).

Tabella 3.2: Statistiche descrittive divise per anno di corso (valori percentuali e medie).

	1 anno	2anno	3anno	Totale
Genere				
Donne	41.9	41.2	16.9	N=1242
Uomini	36.5	41.9	21.6	N=973
Dipartimenti				
Scientifico	36.4	41.2	22.4	N=736
Giuridico	34.0	36.0	30.0	N=356
Umanistico	43.3	43.5	13.2	N=1123
Pendolarismo				
No	40.8	41.6	17.6	N=1612
Si	36.0	41.3	22.7	N=603
Età	21.64 (Dev.Std 2.3)	22.9 (Dev.Std 3.3)	25.0 (Dev.Std 6.2)	N=2215
Procrastinazione	2.6 (Dev.Std 0.7)	2.5 (Dev.Std 0.7)	2.6 (Dev.Std 0.7)	N=2113

La prima parte dei risultati vuole fornire una descrizione di come gli studenti organizzano una propria giornata tipo durante il secondo semestre universitario dell'anno accademico 2015-2016, una comprensione dei fattori che possono influenzare le attività svolte durante la giornata attraverso l'analisi della varianza (ANOVA) e attraverso dei modelli di regressione lineare, comparando i tre differenti anni di corso.

La seconda parte analizza la relazione tra l'uso del tempo degli studenti e le loro performance accademiche (distinguendole tra media ponderata, numero di crediti e numero di esami sostenuti), comparando i tre diversi anni di corso, attraverso dei modelli di regressione lineare.

La terza e ultima parte analizza come gli studenti si raggruppano in base alle attività che svolgono durante la giornata e come questi tre gruppi/clusters si collocano rispetto alle loro performance accademiche. Mentre la divisione degli individui in gruppi è una tecnica molto usata nella profilazione di aziende e consumatori (Ganesh e Luckett, 2002), nello studio di politiche organizzative (Kipnis e Schmidt, 1988) e negli studi che analizzano come le persone gestiscono lo stress (Nonis e Sager, 2003), sulla base delle mie conoscenze questo approccio rispetto all'uso del tempo degli studenti è stato implementato solo da Nonis (2006), tuttavia non fornendo una comparazione tra studenti appartenenti ad anni di corso differenti. La possibilità di classificare gli studenti in gruppi all'interno dei quali ci sia un'omogeneità rispetto all'uso del tempo e alle attività svolte durante la giornata ed eterogenei tra loro, consente di determinare similitudini e differenze di questi gruppi sia di comportamento sia rispetto alle performance accademiche. Pertanto la *hierarchical cluster analysis* (HCA) identifica gruppi di studenti simili tra loro (omogenei all'interno del gruppo), ma differenti rispetto agli studenti degli altri gruppi (eterogeneità tra gruppi) sulla base del tempo speso nelle attività giornaliere. La HCA è una tecnica utilizzata soprattutto quando non c'è reale conoscenza sui gruppi che si devono formare (Sharma 1996; Nonie e al., 2006). Il metodo adottato per creare i cluster è il metodo Ward che si distingue dagli altri metodi di clusterizzazione (*average linkage, complete linkage, single linkage*) poiché utilizza l'approccio di analisi della varianza per misurare la distanza esistente tra i cluster. Tutte le analisi sono state svolte con Stata14.

3.5 Risultati

Il seguente paragrafo presenta le analisi effettuate per rispondere ai tre interrogativi posti nella sezione precedente.

3.5.1 Giornata tipo degli studenti

La Tabella 3.3 mostra come ogni attività si distribuisce durante la giornata a partire dalle 8.00 del mattino fino alle 24.00 di sera. La strategia empirica utilizzata consiste nella creazione di una variabile distinta per ogni attività contando il numero di episodi che lo studente ha indicato di aver svolto rispetto a quella specifica attività, durante la giornata-diario¹⁷. Si è scelto questo metodo perché il diario del tempo era suddiviso da intervalli di 60 minuti ciascuno. Ritenendo che molte attività non durassero per l'intera ora considerata, si è preferito contare il numero di episodi relativi ad una attività svolta che indicavano l'attività prevalente all'interno di quella fascia oraria. Va precisato che sono stati considerati solamente i giorni infrasettimanali per comprendere più approfonditamente come lo studente organizza la sua giornata tra studio, lezione e il resto della sua vita (Tabella 3.4).

Tabella 3.3: Statistiche descrittive del giorno di compilazione del diario (valori percentuali).

Giorno compilazione diario	%
Infrasettimanale	81.9
Weekend	18.1
Totale	100.0 (N=2,215)

Le attività più diffuse nelle prime ore della giornata sono “cura della persona” che include le attività di dormire, mangiare, cura e igiene personale col 53% e lo spostarsi (16%). Dalle 9.00 fino alle 12.00 la maggior parte degli studenti hanno indicato di essere a lezione o di studiare e lo stesso vale per la fascia oraria che va dalle 14.00 alle 18.00. Per quanto riguarda la fascia intermedia che va dalle 12.00 alle 14.00 oltre alla cura della persona che include il pranzare, un'altra attività diffusa è il relax (14%). La situazione alla sera è più

¹⁷ Se l'attività fosse mancante o se non fosse stata compilata una determinata fascia oraria durante la giornata-diario, il valore che ha assunto quell'attività è stato 0.

variegata: alle 18.00 c'è il picco maggiore degli spostamenti verso casa (10%) iniziati già nelle due ore precedenti, il 14% delle risposte indicano l'attività di relax, mentre ancora il 26% continua con l'attività di studio. Dalle 19.00 alle 21.00 l'attività principale è la cena, ma è nella prima parte della serata che si concentra l'attività fisica degli studenti (l'8% delle attività svolte tra le 19.00 e le 20.00). Attività di socializzazione e attività culturali, nonostante non siano particolarmente diffuse, si concentrano tra le 21.00 e le 23.00.

Ogni fascia oraria è caratterizzata da una percentuale di dati mancanti che va dal 5% delle risposte del mattino fino al doppio delle risposte la sera, suggerendo come l'impegno degli studenti rispetto alla compilazione del diario del tempo, non sia costante e diminuisca col progredire della giornata.

Tabella 3.4: Frequenza di partecipazione alle attività giornaliere degli studenti secondo le fasce orarie, solo giorni infrasettimanali (valori percentuali).

Attività	[8.00-9.00]	[9.00-10.00]	[10.00-11.00]	[11.00-12.00]	[12.00-13.00]	[13.00-14.00]	[14.00-15.00]	[15.00-16.00]	[16.00-17.00]	[17.00-18.00]	[18.00-19.00]	[19.00-20.00]	[20.00-21.00]	[21.00-22.00]	[22.00-23.00]	[23.00-24.00]
Cura della persona (mangiare, dormire..)	52.6	12.7	3.5	4.7	32.7	34.1	8.6	2.3	3.2	3.7	10.0	35.8	37.1	15.1	12.8	32.4
Studiare	9.6	32.5	40.5	37.1	14.8	14.7	35.0	43.0	43.3	39.9	25.6	9.8	7.7	14.2	13.3	6.8
Andare a lezione	5.8	26.5	32.8	31.9	22.8	11.7	22.1	25.2	20.1	13.7	8.5	4.3	0.9	0.5	0.2	0.0
Lavorare	2.8	3.7	3.9	3.9	3.0	2.1	3.5	3.5	43.3	2.7	1.9	1.2	1.1	1.0	0.8	0.4
Bar/pub/luoghi pubblici	0.2	0.1	0.2	0.5	0.9	1.0	0.4	0.5	0.9	1.5	1.7	1.8	2.6	4.8	6.5	4.6
Internet e social media	0.6	1.4	1.4	1.0	0.7	2.5	2.1	2.1	1.2	2.0	2.6	1.3	2.6	5.1	5.9	4.2
Attività fisica	0.6	0.7	0.6	0.8	0.3	1.0	0.4	0.8	1.9	3.9	7.0	8.1	5.4	3.7	0.8	0.1
Lavori domestici	1.4	4.1	2.7	5.3	7.4	4.4	2.1	2.4	1.8	2.7	6.3	7.5	6.5	2.9	1.0	0.3
Attività culturali	0.1	0.1	0.2	0.4	0.2	0.2	0.4	0.4	0.4	0.8	1.1	1.3	2.3	4.03	3.4	1.4
Relax	0.1	3.2	2.0	3.6	5.0	14.0	10.6	5.7	7.6	10.7	14.0	12.5	19.2	33.1	39.4	29.7
Chiamare/messaggiare	2.4	0.2	0.6	0.5	0.4	0.9	0.6	0.7	0.6	0.7	1.9	1.2	2.4	3.7	3.6	3.2
Spostarsi	16.1	7.5	3.9	2.9	4.0	5.8	4.8	4.2	6.9	7.9	10.1	6.1	2.9	1.7	1.2	1.7
Altro	2.5	1.5	2.1	1.4	1.9	1.8	2.0	1.8	1.3	2.0	1.6	1.7	1.7	2.4	2.7	4.8
Missing	5.3	5.6	5.7	5.9	5.9	5.7	7.2	7.2	7.4	7.6	7.5	7.6	7.5	7.5	8.3	10.2
Totale (N = 2382)	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

Proseguendo, è stata effettuata l'analisi della varianza (ANOVA) tra gli episodi di attività nell'arco dell'intera giornata svolte dagli studenti e le variabili socio demografiche utilizzate nelle analisi successive. Questo metodo è usato per determinare se la media di una variabile dipendente è la stessa tra due o più gruppi indipendenti tra loro.

Tabella 3.5: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (anno di corso a cui gli studenti fanno parte).

Anno corso	Cura della persona	Studiare	Lezione	Lavorare	Bar / pub	Internet /social media	Attività fisica	Attività culturale	Relax	Chiamare / messaggiare	Spostamenti	Altre attività
1	3.90	3.79	2.23	.25	.38	.45	.34	.22	2.61	.30	.90	.41
2	3.70	4.27	2.04	.38	.34	.42	.39	.18	2.45	.28	.81	.5
3	3.42	4.16	1.70	.86	.34	.44	.37	.18	2.49	.25	.88	.41
Total	3.75	4.11	2.05	.41	.35	.44	.37	.20	2.52	.28	.86	.44
F-test	4.51***	9.42***	6.11**	19.14***	0.60	0.21	0.85	0.68	1.46	1.07	1.26	1.35

Come emerge dalla Tabella 3.5, il test F indica differenze significative tra gli studenti del primo, secondo e terzo anno universitario negli episodi delle attività di: cura della persona, studiare, andare a lezione e lavorare. Nello specifico, le attività legate alla cura della persona sembrano diminuire andando dal primo (numero medio di episodi 3.90) al terzo anno (numero medio di episodi 3.42) (F-test 4.51, $p < 0.001$), così come l'andare a lezione tra gli studenti del primo (numero medio di episodi giornalieri 2.23) e il terzo anno (numero medio di episodi 1.70) (F-test 6.11, $p < 0.001$). Certamente quest'ultima differenza è legata maggiormente alla strutturazione dei corsi di laurea più che alla volontà dello studente poiché, durante il terzo anno universitario, si tende a lasciare più spazio alla preparazione della tesi, diminuendo il numero di ore di lezione. L'attività di studio è maggiore per gli studenti frequentanti il 2° anno accademico (numero medio di episodi 4.27, $p < 0.001$) salendo maggiormente rispetto ai loro colleghi iscritti il primo anno (numero medio di episodi 3.79, $p < 0.001$).

La Tabella 3.6 mostra l'analisi della varianza delle attività svolte dagli studenti secondo il genere.

Tabella 3.6: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (genere).

Genere	Cura della persona	Studiare	Lezione	Lavorare	Bar pub	/ Internet /social media	Attività fisica	Attività culturale	Relax	Chiamare / messaggiare	Spostamenti	Altre attività
Donne	3.91	4.31	1.82	.45	.36	.40	.33	.22	2.32	.32	.83	.49
Uomini	3.54	3.85	2.34	.37	.35	.49	.41	.17	2.79	.23	.90	.40
Total	3.75	4.11	2.05	.41	.35	.44	.37	.20	2.52	.28	.86	.45
F-test	18.40 ***	13.54 ***	23.04 ***	1.16	0.06	5.27*	6.00**	2.92+	28.86 ***	12.52 ***	1.27	2.64+

Mentre l'associazione tra la gestione del tempo giornaliero e gli anni di corso ha coinvolto soprattutto le attività legate al mondo universitario e al lavoro, il genere sembra influenzare anche altre attività che gli studenti svolgono durante il tempo libero. Tra le donne sono più frequenti le attività legate alla cura della persona (numero medio di episodi 3.91, $p < 0.001$), studiare (numero medio di episodi 4.31, $p < 0.001$) e attività legate alla comunicazione come chiamare e inviare messaggi (numero medio di episodi 0.32, $p < 0.001$), rispetto agli uomini. Gli uomini hanno più episodi di lezione (2.34, $p < 0.001$), probabilmente dettato da una maggior presenza di studenti nell'area STEM che tradizionalmente passano più tempo tra corsi e laboratori in università rispetto alle discipline umanistiche, di utilizzo di internet e social media (0.49, $p\text{-value} < 0.05$), di attività fisica (0.41, $p < 0.001$) e di relax (2.79, $p < 0.001$).

Tabella 3.7: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (essere o meno pendolari).

Pendolarismo	Cura della persona	Studiare	Lezione	Lavorare	Bar pub	/ Internet /social media	Attività fisica	Attività culturale	Relax	Chiamare / messaggiare	Spostamenti	Altre attività
Residenti nel comune dipartimento	3.89	4.33	2.18	0.25	0.36	0.44	0.33	0.19	2.53	0.29	0.68	0.39
Non residenti nel comune dipartimento	3.39	3.54	1.70	0.88	0.35	0.44	0.45	0.22	2.50	0.26	1.33	0.59
Total	3.76	4.11	2.05	.42	.36	.44	.37	.20	2.52	.28	.86	.44
F-test	26.73 ***	33.14 ***	15.35 ***	62.83* **	0.01	0.00	9.96 ***	1.08	0.09	1.68 ***	117.86 ***	11.30 ***

Essere pendolari (Tabella 3.7) è una caratteristica importante rispetto alla gestione della giornata. Studenti pendolari hanno meno tempo a disposizione per le attività legate alla cura della persona (3.39, $p<0.001$), per lo studio (3.54, $p<0.001$) e, essere pendolari influisce negativamente sull'andare a lezione (1.70, $p<0.001$). D'altro canto chi non risiede nel comune del dipartimento ha più tempo per svolgere un'attività lavorativa (0.88, $p<0.001$) e un'attività fisica (0.45, $p<0.001$) e, ovviamente, si sposta maggiormente durante la giornata (1.33, $p<0.001$).

Tabella 3.8: Analisi della varianza (ANOVA) tra le variabili dipendenti (numero di episodi di ciascuna attività durante una giornata tipo) e la variabile indipendente (area di studi).

Campo di studi	Cura della persona	Studio	Lezioni	Lavorare	Bar / pub	Internet/social media	Attività fisica	Attività culturale	Relax	Chiamate / messaggi	Spostamenti	Altre attività
Scientifico	3.62	3.28	3.43	.23	.29	.37	.36	.16	2.57	.22	1.09	.33
Giuridico	3.87	6.08	.99	.13	.32	.47	.37	.11	2.21	.35	.43	.41
Umanistico	3.83	4.04	1.48	.63	.40	.48	.36	.24	2.59	.30	.84	.54
Totale	3.75	4.11	2.05	.41	.35	.44	.37	.20	2.52	.28	.86	.44
F-test	2.43+	123.65***	198.70***	18.60***	3.45*	3.48*	0.01	5.96***	4.52***	7.17***	33.35**	6.39***

Anche l'area scientifica di studio alla quale lo studente appartiene influisce sulla sua quotidianità e sulle attività giornaliere svolte (Tabella 3.8): in media, studiano di più gli studenti di giurisprudenza (numero medio di episodi 6.08, $p<0.001$), vanno maggiormente a lezione gli studenti delle facoltà scientifiche (numero medio di episodi 3.43, $p<0.001$) e lavorano maggiormente quelli delle discipline umanistiche (numero medio di episodi 0.63, $p<0.001$). Gli studenti di giurisprudenza sembrano essere quelli più socialmente connessi, sia rispetto all'utilizzo di internet (numero medio di episodi 0.47, $p<0.05$) sia per l'utilizzo di chiamate e messaggi (numero medio di episodi 0.35, $p<0.001$), mentre sono gli studenti dell'area umanistica ad avere più episodi di relax durante la giornata (2.59, $p<0.001$). Chi si sposta maggiormente sono gli studenti dell'area scientifica ma ciò probabilmente è dettato dal collocamento delle loro facoltà nell'area collinare di Trento e non a veri e propri fenomeni di pendolarismo (numero medio di episodi 1.09, $p<0.001$).

Date le prime evidenze emerse dall'analisi della varianza, si vuole ora rispondere al primo interrogativo di ricerca, ovvero comprendere se e come alcune variabili socio-

demografiche degli studenti influenzano la gestione del tempo giornaliero attraverso dei modelli di regressione lineare, comparando i tre differenti anni di corso. A tal fine, le 13 categorie di attività presenti nel questionario, sono state parzialmente ricodificate in: i) attività di routine (che include cura della persona e lavori domestici); ii) attività legate all'utilizzo di internet e comunicazione (internet e social media e chiamate e messaggi) e iii) attività accademiche (che include studiare e frequentare le lezioni). Esse rappresentano le attività principali svolte dagli studenti durante la giornata e le variabili dipendenti del modello di analisi. In aggiunta a queste ultime, le altre attività considerate sono state l'attività fisica e l'attività di relax che vanno a completare la sfera del tempo libero che caratterizza la vita di uno studente universitario. Le variabili indipendenti incluse nel modello per comprendere se l'uso del tempo dipenda maggiormente da caratteristiche dell'individuo o dal contesto nel quale è inserito, sono state: l'ora in cui l'intervistato si è svegliato nella giornata di compilazione del diario del tempo (variabile continua), il genere, l'età, il livello di procrastinazione (indice standardizzato), l'area di studio (scientifica, umanistica, giurisprudenza), e se lo studente fosse o meno pendolare. Va ricordato che sono stati considerati nell'analisi solamente i giorni infrasettimanali.

Tabella 3.9: OLS per le attività giornaliere: di routine, internet e comunicazione, accademiche, fisica e di relax (variabili dipendenti) secondo l'ora della sveglia, il genere, l'età, l'area di studio, il pendolarismo, il livello di procrastinazione (variabili indipendenti). Una comparazione tra anni di corso.

	Attività di routine			Internet e comunicazione			Attività accademiche			Attività fisica			Relax		
	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno
Ora sveglia	0.48 ***	0.36 ***	0.41 ***	0.12*	0.11**	-0.03	-0.50 ***	-0.47 ***	-0.33*	0.07*	0.04	0.04	0.11	0.06	-0.08
	(0.09)	(0.08)	(0.11)	(0.05)	(0.04)	(0.06)	(0.11)	(0.10)	(0.15)	(0.04)	(0.03)	(0.05)	(0.09)	(0.08)	(0.11)
Genere															
Uomini (Rif.donne)	-0.80 ***	-0.34*	-0.68**	0.17+	-0.033	0.096	-0.14	-0.20	-0.12	0.12+	0.03	0.07	0.43**	0.46**	0.50*
	(0.16)	(0.16)	(0.23)	(0.09)	(0.09)	(0.13)	(0.21)	(0.21)	(0.34)	(0.07)	(0.07)	(0.10)	(0.16)	(0.16)	(0.24)
Età															
	0.01	-0.01	-0.03+	0.01	-0.01	-0.02+	-0.13 ***	-0.15 ***	-0.07*	0.01	-0.02+	-0.00	-0.09**	-0.01	-0.05*
	(0.03)	(0.02)	(0.02)	(0.02)	(0.01)	(0.01)	(0.04)	(0.03)	(0.03)	(0.01)	(0.01)	(0.01)	(0.03)	(0.03)	(0.02)
Area di studi (Rif.scientifico)															
Giuridico	-0.26	0.42+	0.11	0.43**	0.12	0.27+	-0.42	0.63+	0.58	-0.049	0.072	0.14	-0.023	-0.49+	-0.18
	(0.25)	(0.25)	(0.29)	(0.14)	(0.13)	(0.16)	(0.32)	(0.33)	(0.42)	(0.10)	(0.10)	(0.12)	(0.25)	(0.25)	(0.30)
Umanistico	0.21	0.44*	0.59*	0.16	0.25**	0.07	-0.90 ***	-0.78 ***	-1.67 ***	0.02	-0.12+	0.17	-0.03	0.33+	0.34
	(0.18)	(0.18)	(0.27)	(0.10)	(0.10)	(0.15)	(0.23)	(0.23)	(0.39)	(0.07)	(0.07)	(0.12)	(0.18)	(0.18)	(0.28)
Pendolari															
Non residente (Rif.residenti)	-0.37*	-0.31+	-0.68**	0.07	-0.01	0.01	-1.13 ***	-1.14 ***	-1.12**	0.12+	0.25	***	-0.09	0.33+	-0.45*
	(0.18)	(0.17)	(0.24)	(0.097)	(0.09)	(0.14)	(0.23)	(0.23)	(0.35)	(0.02)	(0.07)	(0.10)	(0.18)	(0.18)	(0.25)
Procrastinazione	0.02	-0.09	0.11	0.10*	0.13 ***	0.05	-0.26*	-0.31**	-0.15	-0.05	0.02	-0.02	0.12	0.09	0.01
	(0.08)	(0.07)	(0.11)	(0.04)	(0.04)	(0.06)	(0.10)	(0.10)	(0.16)	(0.03)	(0.03)	(0.05)	(0.08)	(0.08)	(0.11)
Costante	4.65 ***	4.47 ***	5.31 ***	0.23	0.78**	1.00 ***	10.1 ***	10.7 ***	9.13 ***	0.14	0.76 ***	0.35+	4.16 ***	2.42 ***	3.17 ***
	(0.64)	(0.53)	(0.50)	(0.35)	(0.28)	(0.28)	(0.83)	(0.71)	(0.72)	(0.26)	(0.22)	(0.21)	(0.64)	(0.54)	(0.51)
N	669	714	292	669	714	292	669	714	292	669	714	292	669	714	292
Adjusted R-squa	0.085	0.057	0.141	0.033	0.039	0.003	0.123	0.139	0.170	0.009	0.018	-0.009	0.027	0.036	0.017

Standard errors tra parentesi + p<0.10, * p<0.05, <0.01, *** p<0.001

La Tabella 3.9 mostra i risultati per i modelli di regressione lineare, in colonna le variabili dipendenti che si riferiscono alle attività svolte dagli studenti in una loro giornata tipo e in riga le variabili socio-demografiche. Ogni attività è stata analizzata confrontando i tre anni di corso. In media, l'ora in cui la persona si è svegliata nella giornata in cui ha svolto le attività analizzate è associata positivamente alle attività di routine e negativamente alle attività accademiche, senza distinzioni per anni di corso. Come già evidenziato dall'analisi della varianza (rif. Tabella 3.6) gli uomini impiegano meno tempo nelle attività di cura della persona rispetto alle donne soprattutto quelli frequentanti il primo (-.80, $p<0.000$) e il terzo anno accademico (-.68, $p<0.01$), mentre impiegano più tempo nel rilassarsi. Al crescere dell'età gli studenti dedicano meno tempo alle attività accademiche soprattutto durante il primo (-.13, $p<0.001$) e secondo anno (-.15, $p<0.001$). Anche l'area di studi al quale gli studenti sono immatricolati impatta sul loro uso del tempo, soprattutto il tempo speso nelle attività accademiche: gli studenti immatricolati a un corso di laurea di natura umanistica in media dedicano meno tempo rispetto agli studenti iscritti a un corso di laurea appartenente a STEM, soprattutto durante il terzo anno (-1.67, $p<0.001$). Come è stato sottolineato in precedenza, questo può dipendere dalla strutturazione dei corsi più che dalla volontà del singolo studente. In media, rispetto ai propri colleghi, gli studenti iscritti alle discipline umanistiche dedicano più tempo alle altre attività, soprattutto quelle di routine e quelle legate alla comunicazione e all'uso di internet. Questo si rafforza in modo statisticamente significativo soprattutto tra gli studenti del secondo anno e in parte del terzo, mentre sembra non esistano differenze significative tra gli studenti del primo anno iscritti ai due differenti settori disciplinari. Controllando per le altre caratteristiche individuali, essere pendolari incide negativamente e in modo consistente sul tempo speso in attività accademiche, in egual misura per gli studenti del primo (-1.13, $p<0.001$), del secondo (-1.14, $p<0.001$) e terzo anno (-1.12, $p<0.01$) accademico. I pendolari investono meno tempo nelle attività di routine, probabilmente molto incide il tempo dedicato ai lavori domestici, i quali verranno ancora svolti dai genitori o da altri componenti della famiglia. Infine, il livello di procrastinazione individuale incide negativamente sul tempo dedicato allo studio individuale e alla frequenza delle lezioni per gli studenti del primo (-0.26, $p<0.05$) e del secondo anno (-0.31, $p<0.001$), mentre incide positivamente per gli stessi studenti sul tempo che investono nelle attività di comunicazione e internet (0.10, $p<0.05$; 0.13, $p<0.001$).

3.5.2 Uso del tempo e performance accademiche

Proseguendo con l'analisi, il secondo obiettivo empirico del capitolo è stato valutare se e come il tempo speso nelle diverse attività giornaliere, possa influenzare le performance accademiche degli studenti. I crediti ottenuti, la media ponderata e il numero di esami superati sono stati forniti dagli uffici amministrativi dell'ateneo di Trento. La Tabella 3.10 mostra la distribuzione delle performance degli studenti divisi per anno.

Tabella 3.10: Distribuzione delle performance degli studenti (crediti ottenuti, media ponderata, esami superati), divisi per anno.

Anno corso	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Crediti ottenuti 2017					
1 anno	870	65.16	21.26	0	124
2 anno	918	113.11	32.51	0	202
3 anno	383	99.26	64.68	2	232
Numero esami superati 2017					
1 anno	870	9.26	3.06	1	20
2 anno	918	15.77	4.67	1	29
3 anno	383	13.95	8.79	1	40
Media ponderata 2017					
1 anno	862	25.25	2.39	18	30
2 anno	913	25.47	2.29	18	30
3 anno	376	25.34	2.79	18	30

I risultati dei modelli di regressione lineari sono stati riportati nella Tabella 3.11.

Tabella 3.11: OLS per le performance accademiche misurate in crediti ottenuti, media ponderata e numero di esami superati (variabili dipendenti) secondo l'ora della sveglia, il genere, l'età, l'area di studio, il pendolarismo, il livello di procrastinazione e le attività giornaliere: di routine, internet e comunicazione, accademiche, fisica e di relax (variabili indipendenti). Una comparazione tra anni di corso.

	Crediti Ottenuti			Media ponderata			Numero esami superati		
	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno
Ora sveglia giornata diario	-0.11	-0.77	-8.93**	-0.08	-0.02	0.41*	-0.33*	-0.02	-1.28**
	(-0.12)	(-0.63)	(-2.62)	(-0.71)	(-0.21)	(2.45)	(-2.37)	(-0.14)	(-2.72)
Genere									
Uomini (rif. donne)	-1.66	-0.67	-6.44	0.15	-0.01	0.05	0.01	0.27	-0.38
	(-0.97)	(-0.27)	(-0.90)	(0.71)	(-0.03)	(0.16)	(0.04)	(0.76)	(-0.39)
Area di studi									
Giuridico (Rif. scientifico)	10.43***	2.78	69.87***	0.53+	1.00***	0.54	0.74+	0.18	8.69***
	(3.94)	(0.72)	(8.17)	(1.66)	(3.62)	(1.29)	(1.95)	(0.33)	(7.36)
Umanistico (Rif. scientifico)	9.71***	13.09***	29.10***	0.888***	0.95***	1.85***	1.47***	2.23***	-3.97***
	(5.06)	(4.71)	(-3.41)	(3.83)	(4.76)	(4.39)	(5.33)	(5.58)	(-3.37)
Pendolarismo									
No residenti comune dipartimento (Ri. Si)	-4.97**	-3.50	-12.15	-0.61**	-0.44*	-0.40	-0.80**	-0.32	-1.73
	(-2.63)	(-1.25)	(-1.59)	(-2.66)	(-2.19)	(-1.07)	(-2.97)	(-0.80)	(-1.63)
Procrastinazione	-5.01***	-8.23***	-1.47	-0.23*	-0.41***	-0.66***	-0.75***	-1.09***	0.02
	(-6.15)	(-7.10)	(-0.44)	(-2.34)	(-4.91)	(-4.00)	(-6.39)	(-6.59)	(0.05)
Attività giornata tipo									
Internet&comunic azione	-2.22**	1.81	0.32	-0.20+	-0.13	0.03	-0.27*	0.17	0.15
	(-2.62)	(1.45)	(0.09)	(-1.95)	(-1.49)	(0.16)	(-2.25)	(0.96)	(0.31)
Attività accademiche	1.81+	8.02***	-2.52	0.05	0.27**	0.23	0.27+	1.10***	-0.33

	(1.79)	(5.89)	(-0.64)	(0.41)	(2.75)	(1.19)	(1.88)	(5.64)	(-0.61)
Attività di routine	0.13	0.06	-3.29	0.05	0.06	0.28	-0.08	0.04	-0.29
	(0.14)	(0.05)	(-0.85)	(0.48)	(0.66)	(1.51)	(-0.67)	(0.22)	(-0.54)
Attività fisica	0.27	2.69*	-0.77	-0.03	-0.03	-0.43**	0.09	0.49**	0.07
	(0.34)	(2.37)	(-0.23)	(-0.37)	(-0.31)	(-2.61)	(0.82)	(3.04)	(0.15)
Relax	0.01	1.06	-9.44*	-0.09	-0.22*	-0.10	-0.12	0.16	-1.06+
	(0.01)	(0.83)	(-2.37)	(-0.81)	(-2.42)	(-0.54)	(-0.90)	(0.88)	(-1.92)
Costante	60.19***	105.8***	90.77***	24.74***	24.87***	25.03***	8.513***	14.32***	12.77***
	(31.54)	(37.85)	(11.97)	(107.35)	(123.72)	(67.47)	(31.07)	(35.69)	(12.18)
N	665	713	266	660	711	260	665	713	266
Adj-R	0.118	0.136	0.362	0.034	0.099	0.144	0.129	0.132	0.320
t statistics in parentheses: + p<0.10, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001									

In generale, i valori dell'Adj-R dei modelli di regressione evidenziano come le variabili indipendenti considerate spieghino maggiormente la varianza nelle variabili dipendenti crediti ottenuti e numero di esami superati piuttosto che la media ponderata. Inoltre si può notare come gli stessi valori dell'Adj-R aumentino a parità di variabile dipendente (es. crediti ottenuti) col progredire degli anni di corso, a suggerire come l'esperienza accumulata anche rispetto alla gestione del tempo giornaliera possa spiegare maggiormente l'influenza di quest'ultima sulle performance degli studenti. Essere pendolari influisce negativamente sulle performance accademiche soprattutto per gli studenti del primo anno (crediti: -4.97, $p<0.01$; media ponderata: -0.61, $p<0.01$; numero esami: -0.80, $p<0.01$) evidenziando come, molto probabilmente, gli studenti del primo anno debbano acquisire capacità di gestione e organizzazione nel passaggio dalla scuola secondaria all'università. Anche il livello di procrastinazione individuale influisce negativamente sulle performance. Tra gli studenti del primo e secondo anno questa caratteristica individuale ha un effetto maggiore per i crediti ottenuti (-5.01, $p<0.001$; -8.23, $p<0.001$) e per gli esami superati (-0.75, $p<0.001$; -1.09, $p<0.001$) mentre la procrastinazione sulla qualità delle performance,

ovvero la media, ha un impatto maggiore per gli studenti del secondo (-0.41, $p < 0.001$) e terzo anno (-0.66, $p < 0.001$).

Passando alle attività compilate nel diario del tempo, i modelli evidenziano come un tempo prolungato di utilizzo di internet e del cellulare, tramite chiamate e messaggi, durante la giornata, sia associato negativamente alle performance soprattutto degli studenti del primo anno per i crediti superati (-2.22, $p < 0.01$), per la media ponderata (-0.20, $p < 0.10$) e per gli esami superati (-0.27, $p < 0.05$). Dedicare più tempo allo studio e alla frequenza delle lezioni, invece, ha un impatto positivo specialmente per gli studenti del secondo anno per tutte e tre le misure di performance (8.02, $p < 0.001$; 0.27, $p < 0.01$; 1.10, $p < 0.001$) anche se un maggior tempo dedicato alle attività accademiche durante la giornata sembrerebbe influenzare maggiormente il progresso della carriera dello studente piuttosto che la sua qualità in termini di voti. L'attività fisica durante il giorno mostra invece dei risultati contrastanti: se tendenzialmente ha un effetto positivo sui crediti e voti, essa mostra un'associazione negativa con la media ponderata degli studenti. Tuttavia, i coefficienti statisticamente significativi si hanno rispetto ai crediti (2.69, $p < 0.05$) e al numero di esami (0.49, $p < 0.01$) degli studenti del secondo anno. Maggior tempo dedicato allo sport sembra invece influire negativamente sui voti ottenuti dagli studenti del terzo anno (-0.43; $p < 0.01$).

L'effetto delle variabili utilizzate nei modelli può essere differente nei tre diversi gruppi di studenti considerando l'anno accademico al quale sono immatricolati. Ponendo l'attenzione alle attività svolte dagli studenti durante la giornata, i modelli di regressione lineare evidenziano come ci siano delle relazioni significative con le performance accademiche ma, nonostante ciò, queste relazioni non sono costanti nei tre anni di corso considerati. Una variabile indipendente può esercitare un effetto più forte su un gruppo rispetto ad un altro. Dedicare più o meno tempo durante il giorno ad alcune attività può avere un effetto differente sulle performance negli studenti dei tre diversi gruppi, pertanto è stato effettuato un test rispetto alle "differenze negli effetti" nei modelli di regressione per ogni gruppo di studenti per testare l'ipotesi che la media dei tre gruppi sia la stessa:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$

Per il modello con variabile dipendente crediti ottenuti, il test suggerisce che le intercette siano differenti tra i tre gruppi ($\chi^2(2) = 222.88$; $\text{Prob} > \chi^2 = 0.000$). I coefficienti delle variabili legate alle attività svolte dagli studenti durante la giornata (calcolate come numero di episodi in cui quell'azione compare nel diario del tempo

compilato dagli studenti), sono stati comparati individualmente rispetto ai tre anni di corso per valutare se esistano delle differenze sostanziali. In questo caso, le attività differenti in modo significativo tra i tre gruppi di studenti sono: il numero di episodi di utilizzo di internet e comunicazione col telefono ($\chi^2(2) = 7.52$; $\text{Prob} > \chi^2 = 0.023$), il numero di episodi rispetto alle attività accademiche ($\chi^2(2) = 14.25$; $\text{Prob} > \chi^2 = 0.001$) e il numero di episodi di relax ($\chi^2(2) = 6.26$; $\text{Prob} > \chi^2 = 0.043$). Il test per il modello con variabile dipendente media ponderata evidenzia delle differenze tra le variabili indipendenti nei tre gruppi ($\chi^2(22) = 38.18$ $\text{Prob} > \chi^2 = 0.017$), ma rispetto le attività giornaliere le differenze significative emergono solamente per gli episodi relativi all'attività fisica ($\chi^2(2) = 6.13$ $\text{Prob} > \chi^2 = 0.047$). Infine, il test effettuato per il terzo modello con variabile dipendente numero di esami superati dagli studenti sottolinea nuovamente delle differenze significative nei coefficienti delle variabili indipendenti dei tre gruppi ($\chi^2(22) = 192.24$ $\text{Prob} > \chi^2 = 0.000$) e, nello specifico rispetto alle attività, nel numero di episodi riguardanti le attività accademiche ($\chi^2(2) = 12.93$; $\text{Prob} > \chi^2 = 0.002$).

3.5.3 Profili di studenti in base alle attività svolte e impatto sulle performance accademiche

Come emerge dall'ultimo modello OLS, la gestione del tempo quotidiano, rilevato tramite il numero di episodi giornalieri rispetto ad alcune attività, ha un impatto sulle performance accademiche degli studenti, con alcune differenze rispetto all'anno di corso in cui essi si trovano. La domanda che sorge spontanea è se gli studenti possano essere raggruppati sulla base delle attività svolte [i], e come questi gruppi si comportano rispetto agli *outcome* accademici sempre distinguendoli per anno di corso [ii].

La *Hierarchical Cluster Analysis* (HCA) identifica gruppi di studenti simili tra loro (omogenei all'interno del gruppo), ma differenti rispetto agli studenti degli altri gruppi (eterogeneità tra gruppi) sulla base del tempo speso nelle attività giornaliere. La HCA è una tecnica utilizzata soprattutto quando non c'è reale conoscenza sui gruppi che si devono formare (Sharma 1996; Nonie e al., 2006). Il metodo di clusterizzazione utilizzato è stato il metodo Ward il quale ha identificato tre gruppi di studenti sulla base delle loro attività giornaliere. Le analisi seguenti mostrano come i tre gruppi di studenti si distinguano rispetto alle singole attività (Tabella 3.12 e Tabella 3.13).

Tabella 3.12: Analisi della varianza (ANOVA) tra i tre profili di studenti e le variabili relative alle attività quotidiane svolte (internet e comunicazione, attività accademiche, attività di routine, attività fisica e relax). Valori medi riguardanti il numero di episodi relativi alle attività svolte durante la giornata per ogni cluster.

Cluster	Internet e comunicazione	Attività accademiche	Attività di routine	Attività fisica	Relax
1 Cluster	.25	8.64	4.86	.01	1.46
2 Cluster	1.23	5.17	4.28	.79	1.67
3 Cluster	.43	5.25	4.12	.09	4.80
Total	.72	6.17	4.39	.37	2.52
F-test	207.81***	416.31***	21.47***	293.25***	1029.30***

Il test F evidenzia una relazione significativa tra i cluster di studenti e i gruppi di attività quotidiane svolte. Nello specifico il primo cluster ha una media più alta di attività accademiche (8.64) e di routine (4.86); il secondo cluster ha una media più alta di episodi legati all'utilizzo di internet e del telefono (1.23) e di attività fisica (0.79), mentre l'ultimo cluster di studenti ha un numero più alto di episodi di relax (4.80). Nello specifico, la comparazione tra i diversi profili di studenti fa emergere alcune differenze. Rispetto alle attività di internet e comunicazione la differenza più marcata è tra gli studenti del secondo e primo cluster (0.98, $p < 0.001$), lo stesso vale per le attività accademiche (-3.47, $p < 0.001$) e per l'attività fisica (0.78, $p < 0.001$) mentre sono gli studenti appartenenti al terzo e al primo gruppo a divergere maggiormente rispetto al tempo speso nelle attività di routine (-0.74, $p < 0.001$) e in quelle di relax (1.60, $p < 0.001$).

Tabella 3.13: Comparazione delle attività, differenze tra cluster. Metodo Bonferroni.

Row mean - Col mean (Clusters)	Internet e comunicazione	Attività accademiche	Attività di routine	Attività fisica	Relax
Cl. 2 – 1	.98***	-3.47***	-.58***	.78***	.10*
Cl. 3 – 1	.18**	-3.39***	-.74***	.08	1.60***
Cl. 3 – 2	-.79***	.08	-.16	-.69***	1.51***

Come questi profili di studenti differiscano in termini di risultati universitari ottenuti è stato riportato nella seguente tabella in seguito all'analisi della varianza (Tabella 3.14).

Tabella 3.14: analisi della varianza (ANOVA) tra i tre profili di studenti e le loro performance (crediti ottenuti, media ponderata, esami superati) suddivisi per anno di corso.

Cluster	Crediti conseguiti			Media ponderata			Esami superati		
	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno	1 anno	2 anno	3 anno
1	67.95	118.75	107.13	25.66	26.14	25.83	9.71	16.38	14.65
2	63.58	109.73	98.65	25.04	25.22	25.00	9.14	15.28	13.86
3	65.35	112.96	85.57	25.18	25.23	25.47	9.11	15.85	12.24
Totale	65.29	113.36	97.31	25.24	25.50	25.35	9.28	15.77	13.62
F-Test	2.81+	6.04**	2.82+	4.66**	15.49***	2.75+	2.86*	4.43**	2.00

Il test F dell'analisi della varianza suggerisce una relazione significativa tra i profili di studenti creati in base alle attività svolte durante una loro giornata tipo e le loro performance, ad eccezione della relazione non significativa tra i profili di studenti e gli esami superati al terzo anno di corso. Si nota anche che gli studenti del terzo anno hanno in media meno crediti e meno esami superati del gruppo di colleghi del secondo anno. Siccome non si tratta degli stessi studenti seguiti nel tempo ma di gruppi di studenti differenti, presumibilmente gli studenti del terzo anno inclusi nel campione hanno risultati più scadenti in termini di avanzamento di carriera universitaria, dei loro colleghi. Gli studenti appartenenti al primo cluster hanno migliori performance per tutte e tre i metodi di misurazione e in tutti e tre gli anni di corso. Queste evidenze suggeriscono come spostarsi da un'analisi a livello individuale a un'analisi a livello di gruppo possa esplorare maggiormente la relazione uso del tempo e performance accademiche.

Tabella 3.15: Comparazione delle performance, differenze tra cluster. Metodo Bonferroni.

Row mean - Col mean	Crediti ottenuti			Media ponderata			Esami superati		
	1° anno	2° anno	3° anno	1° anno	2° anno	3° anno	1° anno	2° anno	3° anno
Cl. 2 - 1	-4.37*	-9.01**	-8.49	-.62**	-.93***	-.83	-.56	-1.10**	-.79
Cl. 3 - 1	-2.59	-5.78	-21.57*	-.48	-.91***	-.36	-.59	-.54	-2.41
Cl. 3 - 2	1.77	3.22	-13.08	.14	.01	.47	-.02	.57	-1.62

Nello specifico le differenze maggiormente significative emergono soprattutto tra gli studenti del primo e secondo cluster, specialmente per gli studenti del primo e secondo anno accademico, sia in termini di crediti ottenuti (-4.37, $p < 0.05$ al primo anno; -9.01, $p < 0.01$ al secondo anno) sia per quanto riguarda la media ponderata (-0.62, $p < 0.01$ al primo anno; -0.93, $p < 0.001$ al secondo anno). Gli studenti appartenenti al secondo e al terzo cluster invece non differiscono significativamente in termini di performance.

3.6 Conclusioni

Gli studi che in precedenza hanno tentato di mettere in luce la relazione tra uso del tempo degli studenti e le loro performance accademiche, da una parte si sono focalizzati principalmente su un numero ristretto di attività, in forte relazione con i risultati scolastici, come il tempo impiegato nelle attività di studio o nel lavorare durante il periodo universitario; dall'altra, non hanno fornito una comparazione tra i diversi anni di corso ai quali sono iscritti gli studenti, presupponendo dunque che le capacità organizzative individuali non si possano acquisire o migliorare nel tempo. Evidenze empiriche non sempre hanno mostrato risultati coerenti rispetto al tempo dedicato ad alcune attività, come ad esempio lo studiare, e questo può essere dovuto a un approccio analitico che non ha tenuto in considerazione l'uso che gli studenti fanno del loro tempo quotidiano nella sua totalità.

Ciò che si evince dalla prima parte dell'analisi è che le attività svolte dagli studenti possano dipendere sia da fattori individuali (come il genere o il livello di procrastinazione individuale) sia di contesto (come il pendolarismo o la facoltà alla quale sono iscritti), mostrando come questi fattori abbiano pesi diversi quando si considerano studenti appartenenti ad anni di corso differenti.

La seconda parte dell'analisi sottolinea come le attività svolte e la loro gestione durante la giornata, controllando per alcune caratteristiche individuali, influenzino i risultati ottenuti durante l'università. Sembrerebbe che i modelli svolti siano maggiormente esplicativi delle performance intese come progresso nel percorso universitario (crediti ottenuti che esami superati) piuttosto che sull'effettiva qualità delle stesse. Probabilmente nello spiegare la qualità delle performance (media ponderata) andrebbero tenute in considerazione altre variabili che facciano riferimento all'abilità individuale degli studenti, che in queste analisi non è stato possibile verificare per mancanza di dati. L'ipotesi che la gestione delle proprie

azioni sia legata anche a strategie che possano venire apprese durante gli anni universitari, tenendo distinti gli studenti in base agli anni di corso, è stata parzialmente confermata. Quello che ci si aspettava era che le variabili legate all'uso del tempo avessero un'influenza particolare soprattutto sulle performance degli studenti del primo anno che, come si è sottolineato in precedenza, hanno compiuto un passaggio importante nel loro percorso educativo, in alcuni casi sprovvisti dei mezzi e indicazioni necessarie per affrontarlo nel migliore dei modi. Dai modelli di regressione della Tabella 3.10, si nota come gli episodi di utilizzo di internet e dello smartphone abbia un impatto negativo sulle performance solamente per gli studenti del primo anno, mentre il numero di episodi di attività accademiche ha un riscontro positivo soprattutto per gli studenti del secondo anno, così come l'attività fisica (solo su crediti ottenuti e esami superati). Queste evidenze sostengono delle differenze nell'organizzazione temporale degli studenti di anni di corso differenti e mostrano la rilevanza di suddividere gli studenti in base agli anni di corso nella comprensione della relazione tra uso del tempo e performance accademiche. La frazione di varianza spiegata dei modelli (si veda la Tabella 3.11) aumenta all'aumentare dell'anno di corso considerato e, per i modelli con variabili dipendenti numero di crediti ottenuti e numero di esami superati, supera il 30%.

In questo capitolo non si vuole affermare che una gestione efficiente del tempo misurato attraverso le attività quotidiane svolte, sia l'unico indicatore di migliori performance. Ma, mentre le tradizionali ricerche sociologiche sul tema si sono concentrate specialmente su caratteristiche ascrivibili individuali, come l'origine sociale o il precedente background educativo degli studenti, i risultati mostrano l'importanza di considerare questi aspetti legati all'uso del tempo e come essa assuma connotazioni differenti col procedere del percorso universitario. Questi risultati possono fornire implicazioni rilevanti sia per gli studenti sia per le istituzioni universitarie. Per quest'ultime, essi possono rappresentare un punto di partenza per costruire e fornire agli studenti degli strumenti di assistenza, come seminari mirati o un servizio di tutoraggio, al fine di prendere decisioni e seguire strategie utili in termini di rafforzamento delle proprie capacità organizzative. Ciò si riteneva particolarmente utile per gli studenti che hanno affrontato il passaggio dalla scuola secondaria al sistema educativo terziario, tuttavia i risultati suggeriscono come questi servizi di supporto potrebbero essere integrati in tutto il percorso universitario dello studente.

In secondo luogo, alcuni studenti, soprattutto quelli appartenenti al secondo e terzo profilo emersi dalla clusterizzazione, dovrebbero rivalutare come spendono il proprio tempo giornaliero, con un'attenzione particolare alle attività accademiche ma anche a quelle legate

all'utilizzo di internet e dello smartphone poiché, probabilmente, essi hanno una percezione distorta del tempo che hanno a disposizione per svolgere il proprio dovere di studenti e potrebbero sottovalutare il tempo necessario per affrontare nel migliore dei modi gli obiettivi richiesti dal proprio corso di laurea.

Il principale limite di questo studio è la provenienza del campione da un unico ateneo italiano ma ciò è stato motivato dalla mancanza di dati adeguati per estendere l'analisi a livello nazionale. La città di Trento è di piccole dimensioni, dove i tempi di percorrenza casa-università sono tendenzialmente limitati, dove l'offerta ricreativa post-universitaria si concentra in una o due serate settimanali e dove gli spazi e i servizi offerti allo studio sono sufficienti e adeguati a soddisfare la domanda. Future ricerche dovrebbero allargare il campione a livello nazionale in modo tale da tenere sotto controllo variabili contestuali relativi alla città frequentata dagli studenti che possono influenzare il tempo che quest'ultimi hanno a disposizione e rafforzare (o smentire) quanto emerso da queste prime analisi.

CAPITOLO 3

L'esperimento *SmartUnitn*: l'utilizzo degli smartphone nello studio del tempo

I così detti Big Data stanno diventando il nuovo petrolio delle società occidentali proponendo nuovi paradigmi e spunti di riflessione che possono spingere anche la stessa sociologia verso una nuova crescita, non solo in termini di maggiori opportunità di comprensione del comportamento umano ma anche nel migliorare la qualità dei dati ottenuti grazie all'ausilio dell'ICT. Questo capitolo racconta il principale lavoro di ricerca della mia tesi di dottorato, descrivendo il progetto SmartUnitn che fa leva sul mondo dei Big Data per approfondire ulteriormente la relazione tra uso del tempo e performance accademiche degli studenti. In questo capitolo si vuole sottolineare come l'unione di due differenti fonti di informazione – il soggetto e i sensori dello smartphone – se usate congiuntamente, possano contribuire a migliorare la qualità dei dati ottenuti cercando così di fornire un contributo metodologico alla ricerca sociale rispetto alle modalità di raccolta dati. Tramite l'aiuto dei mezzi informatici si è ormai aperta la strada verso una ricerca sempre più interdisciplinare e digitalizzata che richiede nuove professionalità ma che restituisce nuove opportunità di crescita alla figura del sociologo tradizionalmente inteso.

4.1 Introduzione

L'apporto dei Big Data alle scienze sociali, come conseguenza della pervasiva diffusione dell'*Information and Communication Technologies*, in molteplici aspetti della vita degli individui, è ormai assodato. Da una parte questi nuovi dati offrono l'opportunità di esplorare fenomeni prima d'ora sconosciuti, dall'altra stanno consentendo di approfondire aree di ricerca già ampiamente sviluppate nelle scienze sociali. La maggioranza dei dati che riguardano i comportamenti delle persone sono associati alle "tracce digitali" che ogni individuo lascia dietro di sé quotidianamente nelle proprie attività e nelle relazioni sociali che instaura (Weber e Nguyen, 2015). Seppur non esenti da critiche, i Big Data stanno dando luogo a importanti cambiamenti tecnici, metodologici ed epistemologici, aprendo la strada a una ricerca sociale sempre più interdisciplinare e digitalizzata (McFarland e al., 2016) come le *Computational Social Sciences* (Centellegher e al., 2016).

Pur essendo consapevoli che questo nuovo tipo informazioni non possono risolvere del tutto i problemi che affliggono la ricerca sociale, essi possono comunque fornire nuovi elementi di riflessione e conoscenza utili alla crescita della disciplina nel suo complesso.

Obiettivo di questo capitolo è dare rilievo ad alcuni vantaggi nell'uso di queste nuove tecnologie, soprattutto da un punto di vista dei metodi e delle tecniche per quanto riguarda la rilevazione e la valutazione della qualità dei dati e la loro possibile integrazione con altre fonti di dati rilevati con gli strumenti tradizionali. Ciò che ci si propone è dare rilievo a come si possano trarre nuove informazioni sul comportamento dei soggetti e come queste possano essere utilmente usate sia per comprendere fenomeni finora difficilmente osservabili, sia fornire indicazioni su fenomeni di cui se ne conosce l'esistenza, ma sono carenti le prove empiriche.

In questo lavoro, l'attenzione è rivolta a osservare il comportamento dei soggetti impegnati nella compilazione dei diari sull'uso del tempo. In particolare, verificare quanto la deviazione dal compito assegnato - la regolare compilazione del questionario - influisca sull'affidabilità del dato finale. In altre parole, qui vengono considerati due differenti aspetti del comportamento dei rispondenti durante la compilazione: da un lato *come* i soggetti compilano il questionario, fatto difficilmente osservabile attraverso gli strumenti di rilevazione tradizionali come i diari cartacei; dall'altro, *cosa* rispondono e quindi l'aderenza della risposta data al loro effettivo comportamento. Pertanto il capitolo è organizzato come segue: i) l'apporto dei Big Data alla ricerca sociale; ii) gli strumenti utilizzati fino ad ora per lo studio dell'uso del tempo; iii) la descrizione del progetto SmartUnitn; iv) i risultati.

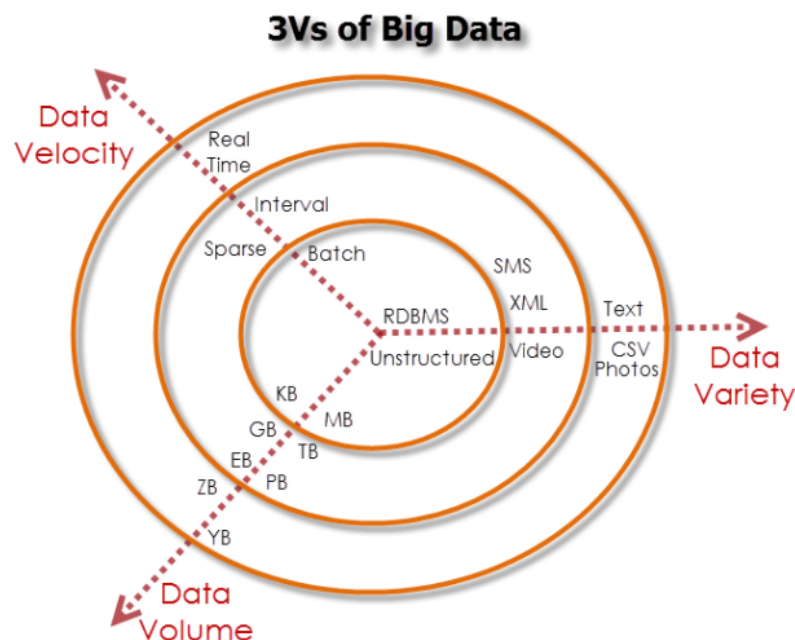
4.2 Big data e scienze sociali

Gli ultimi anni sono stati caratterizzati da un nuovo trend che ha attraversato, portando con sé cambiamenti e nuove visioni, in modo trasversale, in molteplici discipline.

Prima di parlare di Big Data e scienze sociali è utile fare una riflessione sulla digitalizzazione che sta vivendo la sociologia come disciplina. La tecnologia e il digitale sono al centro di questa trasformazione e, se inizialmente questo rappresentava un nuovo argomento di indagine, ora le “*Information and communication technologies*” stanno plasmando la ricerca sociale stessa in tutte le sue fasi, monitorando, analizzando e informando la società attraverso un rapido progresso (Marres, 2017). Recentemente si è iniziato a parlare di sociologia digitale (*digital sociology*) ma già nel 1976 Daniel Bell ha descritto l’arrivo di una società post-industriale dove, tra altre cose, i computer avrebbero avuto un ruolo cruciale. I primi studi su questo argomento hanno riguardato il rapporto uomo-macchina, nello specifico uomo-tecnologia (intesa come computer, web ed email), andando ad analizzare le interazioni tecniche e sociali che ne sono derivate e gli effetti sulla quotidianità degli individui (Suchman, 1987; Castells, 1996; Miller e Slater, 2001). Difficile immaginare allora come oggi il digitale avrebbe invaso oggi molti aspetti delle nostre vite. Come conseguenza, gli scienziati sociali si sono trovati di fronte non solo nuovi argomenti di indagine da approfondire ma anche nuove fonti di informazione e nuovi metodi creando al contempo entusiasmo e preoccupazioni.

Una delle conseguenze principali della digitalizzazione della società e origine del cambiamento metodologico nella ricerca sociale sono i dati. Essi, generati principalmente dai device digitali, sono abbondanti, continui e altamente dettagliati. Pertanto si è iniziato a parlare di Big Data (BD). I BD sono accompagnati da definizioni confuse e non chiaramente condivise, nonostante gli studiosi appartenenti ad ambiti scientifici differenti li definiscano convenzionalmente attraverso le così dette “3V”: *Volume*, per sottolinearne la quantità; *Velocità* per descriverne il sincronismo con il tempo reale e la loro rapida utilizzabilità; *Varietà* per evidenziare la loro natura strutturata e non strutturata (Figura 4.1).

Figura 4.1: Le 3V dei Big Data



Source: <http://blog.sqlauthority.com>

In aggiunta, Kitchin (2013) aggiunge altre caratteristiche come l'eshaustività negli scopi; la granularità nella risoluzione; la capacità relazionale in grado di combinare dataset differenti; la flessibilità intesa sia in termini di estensione che di scalabilità. Appare evidente che, a partire da queste caratteristiche, i BD hanno avviato un cambiamento di paradigma che sta progressivamente caratterizzando le scienze umane.

Da un punto di vista maggiormente sociologico, i BD rappresentano i residui digitali che ogni individuo lascia inconsapevolmente dietro di sé durante le proprie azioni quotidiane, soprattutto tramite l'utilizzo dei sistemi ICT. Infatti, un elemento cardine è la capacità di osservare quello che le persone fanno (quasi) in tempo reale. Al posto di osservarli o intervistarli, in alcuni casi è possibile sapere direttamente il risultato delle loro azioni. Loro agiscono e lasciano dietro di sé le loro impronte digitali su larga scala (Giardullo, 2016).

Questi residui digitali rappresentano una fonte informativa senza precedenti andando a indagare il comportamento umano con maggior profondità e precisione, in molte delle sue diverse sfumature (opinioni, abitudini di consumo, spostamenti, etc.). Di quello che l'individuo pensa o desidera rimane traccia nei social media, gli stili individuali di consumo rimangono nei record degli acquisti fatti, così come gli spostamenti sono tracciabili attraverso

i sensori di localizzazione presenti nei nostri smartphone o automobili. Gli esempi potrebbero proseguire, come la traccia delle relazioni sociali che una persona lascia tramite l'email o le chiamate nei messaggi, oppure quello che domanda ai motori di ricerca (Giannotti, 2015). Tutto è diventato incredibilmente tracciabile, rendendo la società misurabile sempre più nel dettaglio, come se esistesse una grande lente di ingrandimento sopra ogni individuo.

Anche le scienze sociali, nonostante l'iniziale scetticismo rispetto all'utilizzo di dati di larga scala, hanno iniziato ad analizzarli per rispondere a svariati interrogativi di ricerca: dai movimenti sociali (Driscoll e al., 2012) all'ambito sanitario (Chawla e Davis, 2013), dalle azioni collettive (Agarwal e al., 2014) allo studio dell'utilizzo dei social media (Park e al., 2014). Gli scienziati sociali, attratti dalla vastità e dall'aderenza alla realtà di queste informazioni, devono essere consapevoli di alcuni cambiamenti e criticità che sono ad essi collegati. In generale, si può iniziare a parlare di una Rivoluzione del Dato vera e propria facendo sì che gli studiosi, da qualche anno a questa parte, si siano trovati all'interno di un momento storico particolare in cui l'avvento dei BD costituisce uno spartiacque rispetto a come la ricerca sociale è stata finora conosciuta e affrontata. Il loro pervasivo utilizzo nella comprensione del comportamento umano ha portato allo sviluppo di nuove epistemologie che accompagnano la ricerca sociale (e non solo) attraverso nuovi paradigmi, trasversali a più discipline scientifiche (Kitchin, 2014). Molti dunque hanno attribuito ai BD la responsabilità del passaggio da una conoscenza guidata dalla teoria (*theory driven*) a una conoscenza guidata dai dati (*data driven*) (Anderson, 2008; Prensky, 2009), sottolineando come si passi da un disegno della ricerca tradizionale e deduttivo a intuizioni emergenti solamente dai dati stessi, quasi accusando gli utilizzatori dei BD di volersi volutamente dimenticare di decenni di teorie sociologiche (Savage e Burrows, 2007). Nonostante questo rischio non sia del tutto privo di fondamento, si vuole tuttavia ricordare come i dati non si possano generare distintamente da qualsiasi fondamento teorico e come difficilmente essi possano parlare per sé stessi, completamente dislocati da qualsiasi struttura concettuale e teorica (Gould, 1981). Nonostante le competenze tecniche relative all'analisi dei BD siano diffuse, oggi più di allora anche tra informatici e fisici, il rischio è che si ritrovino a ignorare secoli di teorie e metodi sociologici producendo analisi e interpretazioni che appaiono riduzioniste e che non tengano conto dell'effetto di valori culturali, delle politiche pubbliche o dei tratti individuali delle persone (Kitchin, 2014). Soprattutto gli scienziati computazionali che utilizzano i BD nelle loro ricerche a carattere sociale difficilmente parlano di interpretazione ma piuttosto di "stato oggettivo delle cose" derivante dai dati. Ma quando si inizia a domandarsi del perché un

modello o esperimento matematico involontariamente inizia anche il processo interpretativo (Boyd e Crawford, 2012).

Nonostante sia assodato che l'utilizzo dei BD sviluppi progetti sempre più interdisciplinari, quello che via via altri ambiti di ricerca stanno iniziando ad apprezzare e a richiedere è il contributo degli scienziati sociali come esperti della comprensione del comportamento umano tracciabile attraverso i BD. Gli scienziati sociali, d'altro canto, dovrebbero accettare l'aiuto che informatici possono dare a livello di nuove tecniche di analisi del dato come il *machine learning* e nuovi metodi di visualizzazione in modo da affrontare le sfide proposte da questa Rivoluzione del Dato nel migliore dei modi possibili, attraverso approcci sempre più omnicomprensivi.

Un ulteriore aspetto per il quale gli scienziati sociali possono contribuire in modo sostantivo nelle ricerche che utilizzano i BD, è la conoscenza e l'attenzione che ripongono nella qualità del dato. Una gran mole di dati, ottenibili a basso costo, non sono sempre sinonimo di dati ad alta qualità. Per essere definiti tali, si deve porre attenzione ad alcune caratteristiche fondamentali del dato, come: l'accuratezza, la completezza, la coerenza (soprattutto tra diversi dataset), il periodo temporale a cui il dato fa riferimento, l'accessibilità delle informazioni (soprattutto in fase di analisi) e il campione al quale fanno riferimento. Ad esempio, questo ultimo punto è uno dei capisaldi a cui gli scienziati sociali si appoggiano per rendere il loro lavoro rigoroso (McCloskey, 1983). Big Data e popolazione di riferimento non sono due espressioni equivalenti, alimentando alcune posizioni scettiche legate al loro utilizzo. Se è vero che gli algoritmi automatizzano alcuni aspetti della ricerca (come elaborazione di input), testare la qualità del dato ottenuto, invece, è un processo lento che richiede competenze specifiche. Sfruttando le potenzialità delle nuove tecnologie e basandosi sulle competenze sociologiche ormai assodate e ampiamente riconosciute, si possono trarre vantaggi notevoli, come si vedrà nel corso del capitolo (Foster e al., 2016).

In generale, dunque, emerge l'esigenza di nuovi strumenti sia per raccogliere che per analizzare questa quantità di dati spesso non strutturati, richiedendo ai ricercatori lo sviluppo di nuove competenze, sia statistiche che di programmazione. I BD rappresentano il ponte che ha consentito di colmare il divario tra gli studi umanistici e quelli computazionali (Snijders e al., 2012). Alcuni studiosi hanno a lungo dibattuto sulla nascita e sulla necessità di metodologie digitali che si distanziasse da quelle tradizionalmente intese sfruttando le nuove tecnologie e concordano sul fatto che esse condividono delle affinità metodologiche con la ricerca sociale (Beer, 2012; Marres e Gerlitz, 2016). Altri tuttavia discutono delle differenze come il fatto che le metodologie digitali analizzano le informazioni correnti mente

i sociologi tendono ad analizzare i fenomeni all'interno di un arco temporale più lungo (Uprichard, 2012) o come il fatto che il dinamismo intrinseco nelle infrastrutture e pratiche digitali possa influenzare la robustezza e la validità della conoscenza acquisita (Marres, 2017).

Accanto a questi aspetti, i ricercatori devono essere consapevoli delle implicazioni che ruotano attorno alla privacy degli individui, facendo nascere nuovi scenari etici. Essendo la relazionalità una caratteristica importante dei BD, anche i regolamenti etici della ricerca fino ad ora conosciuta devono sapersi adattare in quanto, l'invasione della privacy degli individui avviene maggiormente tramite l'inferenza (grazie appunto alla possibilità di collegare assieme diverse fonti informativi) piuttosto che la raccolta diretta di informazioni personali (Crawford e Schultz, 2014). Il consenso informato dato dai soggetti antecedentemente all'avvio della ricerca e quindi alla raccolta del dato, è il punto chiave maggiormente condiviso per proteggere e rispettare la privacy dei soggetti che oggi, più che in passato, possono ritrovare incasellati all'interno di un database informazioni personali e propri comportamenti quotidiani.

Come emerge da notizie di cronaca recente (tra le ultime lo scandalo Cambridge Analytica), aziende e istituzioni sfruttano le innovazioni tecnologiche per immagazzinare, spesso a insaputa dei cittadini, quantità infinite di dettagli sulle vite delle persone soprattutto a causa del crescente valore economico che circola attorno a questi dati. Pertanto, anche l'Unione Europea ha iniziato un percorso di adeguamento nell'ottica di una maggior protezione dei dati dei cittadini, passando dal concetto di *privacy by default* a *privacy by design* attraverso la *General Data Protection Regulation* (GDPR) in vigore dal maggio 2018. L'individuo è al centro di questa regolamentazione, un approccio *user-centric* e qualsiasi progetto va realizzato pensando e strutturando fin dall'inizio della sua progettazione (appunto *by design*) la riservatezza e la protezione dei dati personali¹⁸.

4.3 Strumento di rilevazione dell'uso del tempo

Alla fine del 19° secolo alcuni ricercatori russi iniziarono a studiare la vita quotidiana di alcune famiglie contadine. All'inizio del 20° secolo l'interesse passò alle famiglie operaie londinesi e, oltreoceano vennero compilati dei diari da donne americane impiegate

¹⁸ Per maggiori dettagli: <http://www.eugdpr.org/>

nell'agricoltura (Gershuny, 2011). Tuttavia, l'interesse verso lo studio dell'uso del tempo, si consolidò con il sociologo russo Sorokin agli inizi del 20° secolo che, attraverso il suo *Time Budgets of Human Behaviour*, fornì agli scienziati sociali un primo fondamentale contributo in questo ambito di studio (Sorokin e Berger, 1939). Quest'interesse venne mosso dalla crescente consapevolezza rispetto all'importanza della dimensione temporale. Il tempo infatti, costituisce una risorsa che di partenza risulta equamente disponibile a ogni individuo. Rispetto ad altre risorse, il tempo non può essere messo da parte per un utilizzo successivo nel tempo, non può venire trasferito da un individuo all'altro e, soprattutto, non può essere non utilizzato (Hellgren, 2014). Come le persone gestiscono il tempo a disposizione assume valori differenti nella sfera economica, in quella sociale e in quella emozionale di ognuno, con conseguenze importanti sia a livello individuale che collettivo. Gli individui ogni giorno compiono delle scelte ben precise su come gestire la propria quotidianità seguendo diversi livelli di costrizione (Hagerstrand, 1970). Le costrizioni di capacità (rif. *capacity constraints*) fanno riferimento specialmente alle funzioni biologiche dell'individuo legate alla sopravvivenza come il dormire o il nutrirsi. Le costrizioni di coppia (rif. *coupling constraints*) sono quelle dettate dalle relazioni che l'individuo ha rispetto ad altre persone, luoghi o oggetti. Le costrizioni di autorità (rif. *authority constraints*) sono quelle disposizioni regolate da leggi e regolamenti o imposte dalla società (es. tempo per svolgere attività di lavoro retribuito). Ciò che invece possono scegliere (quasi) liberamente è come dare priorità o rilevanza ad alcune azioni rispetto che ad altre (Hellgren, 2014). As (1978) propone, infatti, quattro modi di categorizzare l'uso del tempo seguendo il loro ordine di priorità: il tempo necessario a soddisfare i bisogni fisiologici dell'individuo, dettati dunque dalle costrizioni di capacità. Il tempo a contratto è quello legato a quelle attività che un individuo è obbligato a svolgere come l'attività lavorativa o la frequenza scolastica e che, a loro volta, influenzano il restante tempo che egli ha a disposizione durante la giornata. Il terzo modo è riferito al tempo impiegato per attività come lavori domestici, cura dei figli, shopping e così via. Infine, il tempo libero, è quello che rimane a ognuno di noi per svolgere attività legate ai nostri desideri. Data la rilevanza del tempo nella quotidianità di ognuno di noi, dopo il lavoro di Sorokin, gli scienziati sociali hanno iniziato a indagare l'uso che gli individui fanno del tempo che hanno a disposizione rispetto al mercato del lavoro, alla cura dei figli, alla divisione del lavoro domestico tra uomini e donne e così via (Juster e Stafford, 1991).

Anche il tempo è una dimensione che richiede strumenti di rilevazione adeguati. I principali utilizzati nelle scienze sociali sono le *stylized questions* e i diari del tempo. Il primo strumento chiede ai soggetti di indicare quanto tempo hanno speso rispetto a una specifica

attività (es. dormire, lavorare, etc.) in un intervallo temporale di riferimento (es. un giorno, una settimana, etc.). Le domande che possono essere fatte, sia tramite questionari scritti sia tramite interviste, appaiono dunque nella forma: “(*In media*) *Quante ore dedichi allo studio durante il giorno?*” (Juster e Stafford, 1985). Questo tipo di domande raccolgono informazioni solamente rispetto alla frequenza o alla durata media di un’azione, con la possibilità di essere affette da un eccessivo *bias* di *recall* dato dai rispondenti riflettendo una ricostruzione difettosa del fenomeno di interesse, in alcuni casi, ad esempio, si è arrivati a stimare una data attività 168 ore settimanali in più rispetto alla realtà (Gershuny e Robinson, 1994).

Pertanto il metodo maggiormente utilizzato per indagare l’uso del tempo, adottato dai principali istituti nazionali e internazionali di statistica, rimangono i diari. La struttura dei diari è rimasta negli anni sostanzialmente invariata e prevede che il rispondente registri con cadenza regolare (normalmente 10 minuti) quale attività sta svolgendo, dove la sta svolgendo e con chi la sta svolgendo, in un dato giorno della settimana (Romano, 2008). Alcuni diari del tempo possono chiedere la compilazione di due giornate, una infrasettimanale e una nel week-end, possono prevedere anche che il rispondente indichi l’attività secondaria (se presente) e possono essere “aperti” o “strutturati”. I primi, consentono agli individui di registrare attività ed eventi attraverso parole proprie, richiedendo un successivo e attento lavoro di codifica manuale da parte del ricercatore il quale deve classificare ogni attività attraverso gruppi mutualmente esclusivi (Robinson, 1985). Nei secondi invece, le attività, i luoghi e le relazioni si basano su categorie predefinite dando al rispondente la possibilità di scegliere quella più adatta (Hellgren, 2014). In aggiunta, i diari del tempo possono essere definiti come *leave behind diaries* in cui i soggetti devono procedere alla compilazione durante il progredire della giornata minimizzando in questo modo il tempo trascorso dall’esperienza appena vissuta, oppure come *recall diaries* in cui i soggetti devono far riferimento a un giorno precedente (Pentland e al., 1999). Solitamente i diari in forma cartacea sono il primo e più comune metodo di somministrazione fin dagli inizi degli anni ’40 (Stonborough, 1942). I partecipanti sono dotati di un questionario, vengono istruiti rispetto a come compilarlo e successivamente restituiscono il diario, rappresentando il metodo tecnologicamente più semplice e più familiare per i soggetti (Bolger e al., 2003). Una seconda modalità sono i diari elettronici che hanno visto una più ampia diffusione a partire dagli anni 2000 con il diffondersi dei computer. Sono stati sviluppati molti software per ottenere informazioni rispetto all’uso del tempo, il primo fu l’*Electronic Diary* (Stone e al., 1998).

Una volta ottenute le informazioni rispetto alla gestione del tempo da parte dei rispondenti, il ricercatore ha bisogno di strategie di analisi adeguate. Szalai (1972) individua tre diversi livelli di analisi. Il primo utilizza le durate o le frequenze aggregate rispetto alle attività svolte dagli individui, pertanto viene calcolato il tempo medio totale che ogni individuo dedica all'attività di riferimento durante la giornata. Questo tipo di strategia fonda le basi per guardare le differenze tra gruppi di soggetti definiti rispetto ad alcune variabili di controllo (es. tempo medio giornaliero impiegato in lavori domestici secondo il genere o la professione). Il secondo livello analitico, un'evoluzione del primo, muove da un'analisi bivariata a un'analisi multivariata, come le regressioni. Il terzo livello di analisi si distingue dai precedenti in quanto tiene in considerazione la sequenza, ovvero l'ordine, nel quale vengono svolte le attività, individuando i pattern comportamentali degli individui all'interno delle loro giornate. Adottare un livello di analisi piuttosto che un altro dipende dalla domanda di ricerca che lo studioso si pone e dalle differenti concezioni che si hanno della dimensione temporale di per sé.

Anche nello scegliere la strategia analitica più adatta, gli scienziati sociali devono tenere a mente che i diari del tempo non sono uno strumento esente da problemi. I principali svantaggi sono legati al fatto che si tratta di un metodo costoso sia economicamente che in termini di tempo, specialmente per la quantità di lavoro richiesto durante il processo di codifica dei dati raccolti (Hellgren, 2014) o per lo sviluppo di software dedicati. I problemi inoltre non nascono solamente dallo strumento di per sé, ma sono legati ai comportamenti dei rispondenti durante la compilazione, i quali possono influenzare la qualità dei dati ottenuti. Ad esempio, una dimenticanza in buona fede da parte dei partecipanti i quali possono o dimenticare il tempo di risposta previsto per indicare la propria azione o non avere con sé il diario del tempo da compilare (qualora fosse cartaceo). Questa dimenticanza fa sì che i soggetti compilino il diario retrospettivamente, facendo affidamento sulla propria memoria, con il rischio di riportare azioni sbagliate, invertire la sequenza di quest'ultime o sovra o sottostimare il tempo impiegato per le attività svolte effettivamente, andando così potenzialmente a sconfiggere il principale vantaggio dei diari, ovvero la loro capacità di ottenere informazioni accurate e in tempo reale (Bolger e al., 2003). In aggiunta esistono problemi di risposta errata emergenti da comportamenti volontari e consapevoli da parte degli intervistati i quali non vogliono far sapere cosa hanno fatto durante la giornata i quali, o "annoiati" dallo strumento o dettati da atteggiamenti negligenti, possono volutamente rispondere "a caso" senza riportare la loro reale quotidianità.

Per tentare di superare questi limiti, solo recentemente si è iniziato a impiegare lo smartphone nella speranza che in futuro possa sostituire i tradizionali diari del tempo cartacei. Sonck e Fernee (2013) per primi hanno avuto l'idea di sviluppare un'applicazione diario su cellulare. Nel loro studio, a un campione di 150 persone è stato chiesto di indicare le attività svolte durante due giorni prestabiliti (Mercoledì e Sabato). Ai rispondenti era inoltre concessa la possibilità di compilare i diari il giorno successivo. L'indagine tuttavia si è limitata a valutare solo quanto lo strumento fosse in grado di sostituire i diari cartacei in termini di quantità di risposte rilevate, senza però sfruttare appieno le altre potenzialità. Infatti, sebbene lo strumento permettesse di raccogliere la posizione dell'intervistato tramite GPS, le chiamate effettuate/ricevute e i loro sms, di fatto queste informazioni non sono state integrate con i dati del diario perdendo così la possibilità di comprendere più a fondo il comportamento dei soggetti durante la loro giornata. In seguito, anche Kelly, Gershuny e colleghi (2015) hanno utilizzato device tecnologici per testare la validità delle risposte ottenute dalla compilazione di diari del tempo. Nello specifico, durante il loro studio pilota a Oxford, hanno utilizzato fotocamere portatili al fine di ricostruire in modo oggettivo l'uso del tempo che emerge dai dati *self-report* dei diari cartacei degli intervistati per ovviare il problema dell'incertezza della qualità del dato ottenuto.

Di seguito verrà dato un esempio di quanto le potenzialità date nell'unire dati da sensori a dati rilevati via questionario possano aumentare sensibilmente la conoscenza sul comportamento degli individui e fornire utili indicazioni di metodo anche per quanto concerne la valutazione della qualità dei dati raccolti. Prima di procedere, si passa alla descrizione del progetto entro il quale sono state possibili queste analisi.

4.4 Dati e metodi: l'esperimento *SmartUnitn*

L'indagine nasce da una collaborazione tra sociologi e informatici e fa parte del progetto SmartUnitn, un sotto progetto del programma di ricerca SMARTRAMS¹⁹. *SmartUnitn* è passato al vaglio del giudizio del Comitato Etico di Ateneo il quale ha dato la sua approvazione. Questi progetti fanno leva sulle *Information and Communication Technologies* (ICTs), e in particolare sugli smartphone, strumento che oggi rappresenta sempre più un'estensione della dimensione corporea degli individui (McLuhan, 1966).

¹⁹ See <http://trams.disi.unitn.it> for more information

Specialmente le nuove generazioni vivono in simbiosi con questo oggetto offrendo la possibilità di ottenere una descrizione coerente di alcuni aspetti della loro vita (es. luoghi visitati, azioni svolte, rapporti interpersonali, etc.) e permettendo, nell'ambito di questo progetto di ricerca, sia di estrarre pattern comportamentali dagli utenti, sia di sviluppare successivamente sistemi di assistenza utili nella loro quotidianità. Più nello specifico, il progetto *SmartUnitn* si è posto come obiettivo quello di colmare il gap empirico riguardante la relazione tra il modo in cui gli studenti distribuiscono il loro tempo durante la giornata e le loro performance accademiche.

SmartUnitn si affida a un'applicazione per smartphone sviluppata internamente al Dipartimento di Ingegneria e Scienza della Comunicazione dell'Università degli studi di Trento, chiamata i-Log (Zeni e al., 2014; Giunchiglia e al., 2017) la quale vanta principalmente di due funzionalità. In primo luogo, i-Log raccoglie simultaneamente dati da 30 sensori dello smartphone sia hardware come il GPS o il giroscopio, sia software come le chiamate in entrata o in uscita o le applicazioni in esecuzione in quel momento (Appendice). La definizione più comune di sensore afferma che esso è " un dispositivo elettronico, modulo o sottosistema il cui scopo è rilevare eventi o cambiamenti che avvengono nel suo ambiente e inviare le informazioni ad altri dispositivi elettronici, frequentemente a un processore del computer. Un sensore viene sempre utilizzato congiuntamente ad altri dispositivi elettronici, sia semplici che complessi"²⁰. Ci sono sensori che rispondono a diversi scopi ed esigenze ma in generale hanno tre caratteristiche: i) è abbastanza sensibile da misurare la proprietà per cui è stato progettato; ii) è insensibile a qualsiasi altra proprietà; iii) non influenza la proprietà misurata.

Va ricordato che mentre alcuni sensori non sono controllabili dall'utente, altri come GPS, Bluetooth e Wi-Fi, sono azionabili e spegnibili in qualsiasi momento. Essi rappresentano le fonti di informazione più rilevanti, soprattutto quelle riconducibili ai luoghi visitati durante la giornata, pertanto era fondamentale la loro attivazione. In secondo luogo, i-Log amministra un diario del tempo chiedendo agli studenti informazioni sulle loro attività, sui luoghi frequentati e sulle loro relazioni sociali, scandendo la giornata con un intervallo temporale fisso prestabilito.

Gli utenti e i sensori sono le due principali fonti di informazione di i-Log, necessari entrambi per colmare quello che in informatica è chiamato il problema del gap semantico che può essere definito come la mancata congruenza tra le informazioni estratte dai dati visivi

²⁰ <https://en.wikipedia.org/wiki/Sensor>

(sensori) e le diverse interpretazioni che l'utente può dare di quegli stessi durante le diverse situazioni che può vivere nella sua quotidianità (Smeulders, e al., 2000). Sensori e individui dunque, possono rappresentare il mondo in due modi differenti e non sempre coerenti tra loro, pur riferendosi alla stessa cosa. Si pensi ad esempio, alla rappresentazione dell'azione "essere a lezione". Alcune ricerche delle scienze computazionali (Wang e al., 2015) rappresentano questa azione attraverso i dati dei sensori, ad esempio il GPS: se uno studente si trova nell'edificio della Facoltà di Sociologia e Ricerca Sociale di Trento, alle 9.00 del mattino, se i valori dell'accelerometro non indicano un movimento, presumibilmente si può inferire che quello studente si trovi seduto, in un'aula e stia frequentando la sua prima ora di lezione della mattinata. Ma se invece, quello studente, si trovasse in università ma avesse lasciato i suoi beni personali nell'armadietto e stesse frequentando la lezione di yoga nella palestra della facoltà? Ecco generata una incongruenza tra le due diverse fonti di informazione poiché, idealmente, il dato ottenuto dai sensori può riferirsi a molteplici circostanze se non vengono fornite informazioni di contesto che aiutano a comprendere la realtà in modo più puntuale.

Tutti i dati sono gestiti da una *backend infrastructure* la quale si occupa della loro archiviazione e della loro sincronizzazione. Tra le sfide tecnologiche che si propongono durante l'ideazione e lo sviluppo di questi strumenti, i-Log è in grado sia di affrontare problemi di configurazione, adattandosi ai requisiti interni di diversi modelli di smartphone sia di garantire la privacy dell'utente per tutto il processo di acquisizione dati e di analisi. I-Log ha seguito durante l'interazione con l'utente due criteri principali: la non invasività e la trasparenza. Al fine di osservare le regole dell'Unione Europea in termini di privacy, i partecipanti all'esperimento *SmartUnitn* sono stati costantemente informati durante il processo di raccolta dati, attraverso delle notifiche. Per non essere invasivi con l'utente sono state eliminate tutte le possibilità di interazione con l'applicazione e l'unico modo per vedere una notifica è l'area delle notifiche nella parte superiore dello schermo la quale mostra una piccola icona per ognuna, cercando di essere il più discreti possibile.

Inoltre, l'applicazione è stata sviluppata minimizzando il consumo di batteria, consentendo all'utente il normale utilizzo del proprio telefono. Un ulteriore aspetto è che ogni studente aveva la possibilità di spegnere i-Log e/o i sensori da lui controllabili (GPS, Bluetooth e Wi-Fi) in qualsiasi momento, ovviamente a discapito dell'esperimento.

Pertanto i dati raccolti da i-Log e archiviati nel database nel formato *Comma Separated Value* (CSV), in quanto risulta essere il modo più semplice e veloce, hanno

rispecchiato nella loro natura le tre caratteristiche principali con le quali vengono caratterizzati i Big Data:

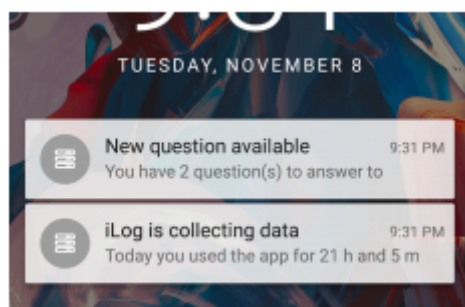
- Volume: ogni utente, attraverso il suo smartphone, al giorno ha generato all'incirca 2GB di dati;
- Velocità: i dati generati sono stati prodotti e successivamente sincronizzati col server in un piccolo intervallo temporale. Nello specifico ogni volta che lo smartphone degli studenti si connetteva a una rete WiFi i dati venivano scaricati;
- Varietà: i dati generati sono stati archiviati come serie temporali. Essi potevano essere di vario tipo, ovvero numeri, stringhe e strutture complesse (figure, file audio) contribuendo così alla varietà dei dati raccolti.

Le prossime pagine descrivono nel dettaglio le due parti che compongono i-Log e i dati ottenuti, nello specifico i dati raccolti dal questionario e dai sensori.

4.4.1 La parte del questionario

Una parte importante di i-Log è la somministrazione di un diario del tempo direttamente sul telefono degli studenti tramite una notifica sul display dello smartphone²¹.

Figura 4.2: notifiche di I-Log. La prima mostra il numero di domande alle quali rispondere, la seconda informa l'utente dello stato di i-Log (in funzione o bloccata).



Il diario del tempo ha coperto le 24 ore della giornata per un'intera settimana durante il primo semestre dell'anno accademico 2016-2017. La settimana di riferimento è stata scelta

²¹ La notifica non è collegata a suoni e vibrazioni per evitare di essere il meno invasiva possibile.

non in prossimità di sessioni di esame e non in prossimità di festività per avvicinarsi quanto più possibile a una settimana “tipo” di uno studente. Si è inoltre scelto un intervallo temporale di 30 minuti. Ragionare sull’intervallo di tempo da adottare è stato importante perché se da un lato intervalli di tempo troppo ampi possono dare luogo ad una maggiore distorsione retrospettiva, con conseguente minore accuratezza nel ricordare eventi specifici, dall’altro anche l’utilizzo di intervalli temporali troppo stretti può comportare un carico di richieste eccessivo e noioso per gli utenti (Bolger e al., 2003). I 30 minuti rappresentano un buon compromesso tra il non essere troppo invasivi nella quotidianità degli studenti e ottenere una buona copertura temporale utile al rispondere al nostro interrogativo di ricerca. Pertanto, ai partecipanti è stato chiesto di rispondere a tre domande su dove²² e con chi²³ erano e cosa²⁴ stessero facendo nel momento della notifica. Ai soggetti è stato chiesto di rispondere immediatamente, tuttavia era data loro la possibilità di rispondere entro i 150 minuti successivi a quando la domanda è stata generata, dopodiché l’informazione non era più rilevata. Per chi non rispondeva prontamente, le indicazioni erano comunque di fare riferimento a cosa stesse facendo, con chi fosse e dove si trovasse nell’istante esatto in cui la richiesta era stata generata.

Le categorie di risposta sono state costruite prendendo come riferimento lo studio dell’Uso del Tempo promosso dall’ISTAT²⁵, riadattandole per il nostro campione di riferimento, gli studenti di Ateneo. Essendo i-Log adattabile alle esigenze del ricercatore, una particolarità è che quando gli studenti rispondevano come attività “In viaggio/spostamenti da a”, la domanda successiva al posto di “Dove ti trovi?” era “Come ti stai spostando”.

²² **Dove ti trovi?** Aula /laboratorio in università; Aula studio; Biblioteca; Altro luogo in università (corridori, cortili, etc.); Mensa; Pizzeria /pub / bar /ristorante; Abitazione propria; Altra abitazione privata; Luogo di lavoro; All'aperto; Palestra / struttura sportiva; Negozio /supermercato etc.; Altro luogo.

²³ **Con chi sei?** Da solo; Compagni di corso; Amici; Coinquilini; Partner; Familiari; Colleghi di lavoro; Altro

²⁴ **Che cosa stai facendo?** Lezione/seminario; Studio; Mangiare; Cura della persona; In viaggio/spostamenti da a (**); Vita sociale, divertimento; Social media & internet; Attività culturale (teatro, cinema, concerti, etc.); Sport /attività fisica; Shopping / fare la spesa; Arti, passatempi, hobby (suonare, dipingere, etc.); Altro tempo libero /riposo; Lavoro; Lavori domestici; Volontariato /associazionismo; Altro. (**) **Come ti stai spostando:** A piedi; Autobus / corriera; Treno; Autobus / corriera; Moto; Bicicletta.

²⁵ Riferimento: <https://www.istat.it/it/archivio/5723>

Figura 4.3: Domande del questionario con relative categorie di risposta.

<i>Che cosa stai facendo?</i>	<i>Dove ti trovi?</i>	<i>Con chi sei?</i>
Lezione/seminario	Aula/laboratorio in università	Da solo
Studio	Aula studio	Compagni di corso
Mangiare	Biblioteca	Amici
Cura della persona	Altro luogo in università (Corridoi, cortili ecc..)	Coinquilini
In viaggio/spostamenti da a (**)	Mensa	Partner
Vita sociale, divertimento	Pizzeria/pub/bar/ristorante	Familiari
Social media & internet	Abitazione propria	Collegli di lavoro
Attività culturale (teatro, cinema, concerti, ecc.)	Altra abitazione privata	Altro
Sport / attività fisica	Luogo di lavoro	
Shopping/fare la spesa	All'aperto	
Arti, Passatempi, Hobby (Suonare, dipingere ecc..)	Palestra/struttura sportiva	
Altro tempo libero/riposo	Negozi/supermercato ecc.	
Lavoro	Altro luogo	
Lavori domestici	(**) Come ti stai spostando:	
Volontariato, Associazionismo	A piedi	
Altro	Autobus/Corriera	
	Treno	
	Auto	
	Moto	
	Bicicletta	

Nella settimana di rilevazione del diario l'indagine ha raccolto 17207 informazioni complete con un tasso di risposta del 63.5%. La mancata compilazione di 9904 richieste, sebbene a prima vista elevata, non è da imputarsi solamente alla cattiva condotta dei soggetti, bensì in molti casi ad altri fattori. Il principale motivo era che l'applicazione generava domande 24/24h, ciò ha fatto sì che circa 7000 richieste non abbiano ricevuto risposta durante le ore notturne quando, presumibilmente, gli studenti dormivano. In altri casi, la mancata risposta, è stata spesso causata da impedimenti del soggetto (es. svolgere attività che non consentivano l'utilizzo del cellulare) più che alla sua volontà di non rispondere. E' stato possibile verificare l'attendibilità dei motivi di non risposta al questionario tramite i dati dei sensori del telefono. Nello specifico, i sensori che rilevano lo stato dello schermo del telefono (*screen on / screen off*) e quelli che misurano le applicazioni in esecuzione hanno consentito di verificare l'inattività del telefono, ovvero la non interazione da parte del soggetto col suo smartphone.

4.4.2 La selezione del campione

L'obiettivo di questo progetto, l'analisi della relazione tra l'uso del tempo giornaliero e le performance accademiche degli studenti, ha portato a costruire il nostro campione, composto da 72 soggetti, attraverso i seguenti requisiti: i) essere studenti immatricolati per la

prima volta nell'anno accademico 2015-2016; ii) essere studenti frequentanti; iii) aver partecipato all'indagine CAWI interna all'Ateneo sulle performance accademiche; iv) essere in possesso di uno smartphone Android con sistema operativo superiore a 5.0²⁶. Tra i dipartimenti di Ateneo abbiamo escluso gli studenti iscritti ai corsi di laurea magistrale e specialistica e a ciclo unico come Giurisprudenza e gli studenti del Dipartimento di Psicologia e Scienze Cognitive di Rovereto. Gli studenti in possesso di questi requisiti sono stati ricontattati e invitati a partecipare a un incontro di presentazione del progetto e di spiegazione del funzionamento di i-Log e, qualora fossero stati interessati, hanno proceduto all'installazione dell'applicazione direttamente sul loro smartphone. Il campione risulta pertanto, al netto dei requisiti necessari, composto da studenti volontari causando un potenziale problema di *self-selection*. Consci sia di questo aspetto sia della natura sperimentale del progetto, si è deciso di procedere col primo esperimento *SmartUnitn*.

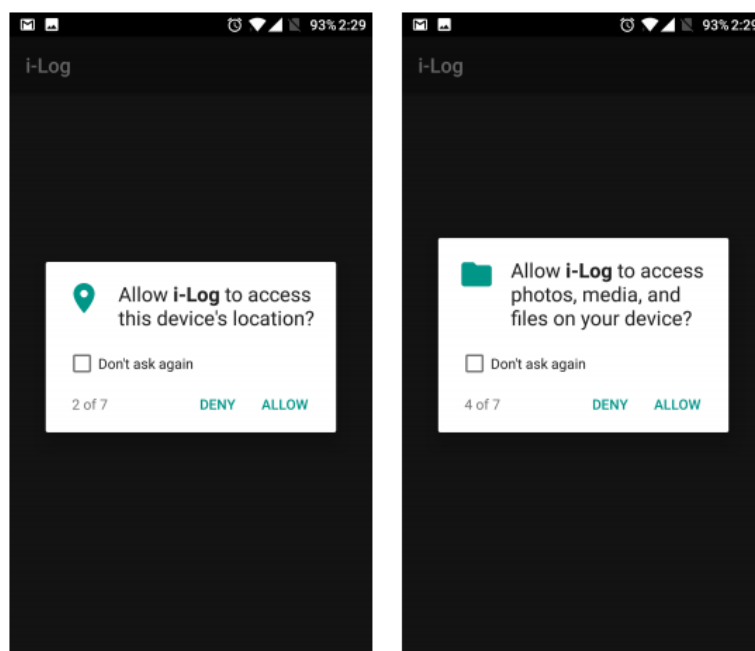
Va ricordato che ogni studente ha dato il consenso a partecipare all'esperimento attraverso due modi, uno scritto e uno direttamente sul loro smartphone. Il consenso scritto informava l'utente delle condizioni in base alle quali i suoi dati sarebbero stati utilizzati e condivisi. Essi dovevano firmare sia un foglio riguardante le condizioni di privacy rispetto la protezione dei dati personali, sia un foglio esplicativo dettagliato dell'esperimento e dei dati che sarebbero stati raccolti e analizzati. In aggiunta, il sistema operativo Android controlla tutto ciò che un'applicazione può fare e chiedere all'utente e chiede a esso l'accettazione della richiesta chiamata "*at run time permission request*"²⁷, la quale domanda all'utente l'accettazione dell'utilizzo di alcune caratteristiche/applicazioni al momento del primo utilizzo (Figura 4.3)²⁸.

²⁶ Pertanto sono stati esclusi dall'esperimento gli studenti in possesso di Iphone poiché hanno sistema operativo Ios, coloro in possesso di altri smartphone come Blackberry e Nokia che supportano altri sistemi operativi o chi possedeva vecchi smartphone che non supportavano gli aggiornamenti più recenti di Android. Va tuttavia ricordato che Android in Italia nel 2017 raggiungeva quasi l'80% del mercato (<https://mobile.hdblog.it/2017/03/15/kantar-gennaio-2017/>) e pertanto si ritiene che questo vincolo tecnologico non abbia condizionato in modo significativo il campione dell'esperimento.

²⁷ <https://developer.android.com/training/permissions/requesting.html>

²⁸ In totale i-Log ha chiesto all'utente di dare 10 permessi diversi: l'accesso ai contatti, alla localizzazione, di registrare l'audio, di accedere alle foto, ai media e ai file dello smartphone, agli SMS, al telefono, di fare foto e registrare video, l'accesso alle notifiche e infine di far funzionare l'applicazione in background senza limitazioni.

Figura 4.4: Richieste di permesso per l'accesso alle informazioni di localizzazione e di media e foto dell'utente.



Per ogni dubbio o perplessità, gli studenti potevano rivolgersi a noi attraverso un'apposita mail tramite cui ricevevano tutto il supporto tecnico necessario. Gestire il rapporto con 72 persone diverse, con 72 smartphone diversi dai quali potevano emergere problematiche tecniche diverse, non è stato semplice. Tuttavia il nostro interesse era che usassero l'applicazione il più possibile e pertanto essi sono stati seguiti e aiutati in ogni specifica richiesta o chiarimento. A fine esperimento gli studenti hanno ricevuto un compenso fisso prestabilito di 7euro ciascuno. In aggiunta, i tre studenti che hanno utilizzato l'applicazione rispettando il più possibile le istruzioni fornitegli - spegnere il meno possibile i sensori "controllabili", spegnere il meno possibile i-Log e rispondere a più domande possibili – hanno ricevuto 150 euro ciascuno. Questi premi volevano essere un incentivo a un corretto utilizzo dell'applicazione che ci consentisse di avere dati affidabili rispetto a come gli studenti gestiscono il loro tempo e le loro attività durante la giornata.

4.5 Indici di comportamento rispetto allo strumento

Come evidenziato in precedenza, i principali tipi di comportamento che hanno i rispondenti e che possono influire sulla qualità dei dati raccolti si possono far convergere in

due gruppi distinti. Il primo si rifà ai problemi cognitivi, intesi come le discrepanze tra la dimensione cognitiva/temporale e la realtà dovute a difetti di memoria o a una eccessiva semplificazione dell'esperienza individuale a causa dal ritardo nella compilazione del diario tempo (Freedman e al., 2013). Il secondo è l'accuratezza nella compilazione, che fa riferimento alla scarsa attenzione prestata dai rispondenti durante la compilazione del questionario, spesso dettata da noia o fastidio rispetto allo strumento (West e Sinibaldi, 2013).

I-Log ha consentito di misurare questi due tipi di comportamento dei rispondenti, che possono influenzare la qualità del dato ottenuto, attraverso i seguenti due indicatori. Il primo (ΔQA), relativo ai problemi cognitivi, è stato operazionalizzato come l'intervallo in minuti trascorsi da quando la domanda è stata generata a quando è stata data la risposta. Il secondo (ΔA), relativo all'accuratezza nella compilazione, è stato operazionalizzato come il tempo in secondi di compilazione impiegati a rispondere alle tre domande del questionario²⁹.

Queste due variabili, d'altro canto, sono anche la misura della usabilità dello strumento stesso. Sonck e Fernee (2013) si aspettavano che la dematerializzazione del questionario cartaceo in un *tool* digitale, avrebbe facilitato il rispondente sia nella compilazione (riducendo il numero di risposte mancanti) sia nella regolarità di compilazione (nel rispetto degli intervalli temporali stabiliti). Entrambe le variabili rilevano che accanto ad un ampio gruppo di risposte date nei tempi e nei modi indicati, vi è un secondo gruppo di risposte che al contrario non hanno rispettato i tempi di compilazione e forse neppure hanno ricevuto l'attenzione necessaria da parte degli studenti.

Riassumendo, si ipotizza che: i) le risposte date con un valore di ΔQA maggiore siano meno accurate; ii) le risposte date con un valore di ΔA maggiore siano state più attente e ponderate.

Nel complesso i partecipanti di *SmartUnitn* hanno seguito abbastanza attentamente le indicazioni forniteli durante l'incontro di spiegazione del progetto. Infatti, il tempo mediano di risposta (ΔQA) dal momento in cui la domanda è stata notificata è di 14 minuti e 54 secondi, mentre il tempo medio è di 29'85'' (Dev. Std. 35'30''). Nello specifico, oltre i due terzi delle risposte (66,4%) sono state date prima della comparsa della nuova notifica (Tabella 4.1) e solo meno di un decimo sono state compilate dopo oltre 90 minuti.

²⁹ Nello specifico si intende il tempo di secondi che ogni studente ha impiegato per rispondere la trilogia di domande: Cosa fai? Dove ti trovi? e Con chi sei?

Tabella 4.1: Tempo intercorso tra il momento della generazione della domanda e il momento della risposta (ΔQA) (distribuzione percentuale).

ΔQA	0'-10'	11'-30'	31'-60'	61'-90'	91'-120'	121'-150'
	41.5	24.9	15.9	8.4	5.4	3.8

Anche il tempo mediano di compilazione (ΔA) di cinque secondi³⁰ sembra essere sufficientemente ampio per supporre che, nella maggioranza dei casi, il rispondente abbia prestato attenzione durante la compilazione. Come per la variabile ΔQA , anche qui l'esame della distribuzione dei tempi rileva una possibile criticità associata ai due quinti delle risposte (37.0%) date in meno di quattro secondi (Tabella 4.2). Certamente l'abilità del rispondente nei confronti dello strumento di indagine e l'efficienza di i-Log nel facilitare l'inserimento dei dati può aver ridotto i tempi di compilazione, ma può altresì indicare un'altrettanta scarsa attenzione alle risposte date.

Tabella 4.2: Tempo impiegato per completare le risposte alle tre domande (ΔA) (distribuzione percentuale).

ΔA	0''-4''	5''-8''	9''-12''	13''-20''	21''-40''	41''-60''
	37.0	40.0	11.1	7.1	4.0	0.8

Il mancato rispetto delle regole di compilazione non implica necessariamente che il dato raccolto sia di per sé di qualità inferiore. Uno studente potrebbe aver deciso di attendere la fine della lezione o di un allenamento sportivo per rispondere alle domande generate nelle due ore precedenti e, dovendo ripetere la stessa sequenza di risposte, abbia risposto in modo meccanico, riducendo così i tempi di compilazione.

Ciò non toglie, che in altre situazioni, il mancato rispetto delle indicazioni o la frettolosa compilazione potrebbero aver prodotto degli errori. Per valutare la relazione tra la qualità della risposta data e i comportamenti tenuti si è scelto di analizzare le risposte date alla domanda “Dove ti trovi?” che riportavano la risposta “abitazione propria” poiché, in questo caso, è possibile confrontare quanto dichiarato dal rispondente con la localizzazione rilevata con il GPS del telefonino.

³⁰ Il tempo medio è di 7.44 secondi (Dev.Std. 6.66)

4.5.1 Quantificare la risposta “abitazione propria” tramite i sensori

L'ipotesi iniziale era che ogni studente dovesse avere non più di due abitazioni proprie. La prima dove risiede durante i giorni di lezione, che può coincidere con quella dei genitori, e una seconda nel caso di uno studente fuorisede solito a tornare a casa nel fine settimana. Va inoltre specificato che durante gli incontri con gli studenti era stato spiegato loro come comportarsi qualora fossero pendolari (ovvero indicare come abitazione privata sia quella dei genitori sia quella che usavano durante il periodo universitario) e qualora si trovassero a casa di altre persone, parenti o amici (ovvero selezionare la risposta dal questionario “altra abitazione privata”).

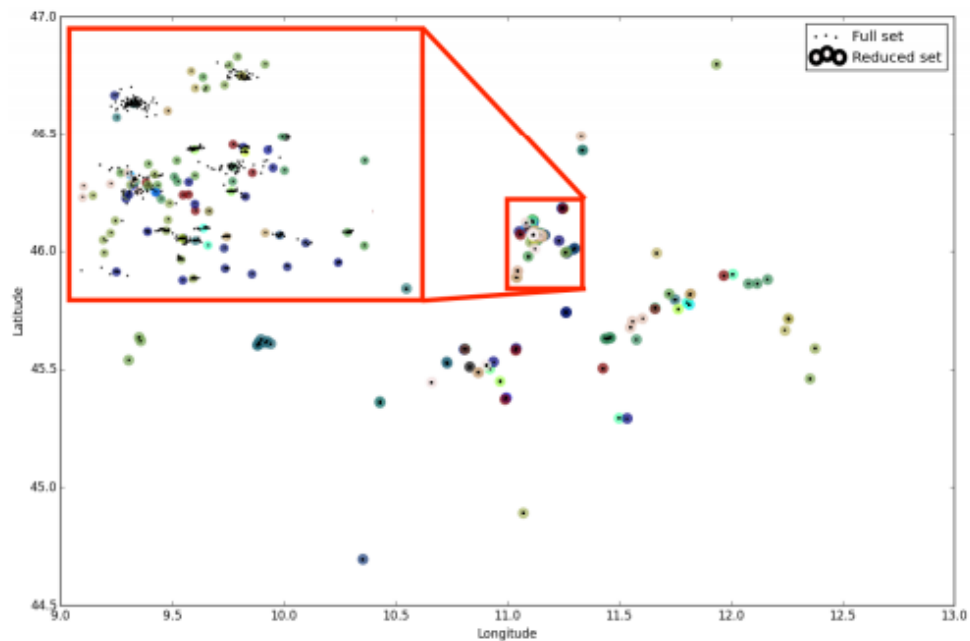
L'attesa era pertanto che anche da un punto di vista dei sensori (GPS o Wi-Fi), la risposta «abitazione propria» fosse associata a uno (o al massimo due) punti nello spazio. Non conoscendo a priori l'esatta posizione della/e abitazioni, per ogni soggetto si sono analizzate le coordinate rilevate dai sensori nell'istante in cui la domanda era notificata e che erano associate alla risposta abitazione propria³¹ attraverso l'algoritmo di clusterizzazione DBSCAN (Ester e al., 1996) che usa le coordinate spaziali come distanza tra le osservazioni. Nello specifico, il principale parametro che emerge dalla procedura di clusterizzazione è la distanza massima tra due punti nello spazio che appartengono allo stesso cluster – ϵ nel seguito. In queste analisi il valore di ϵ è stato ottenuto dalle informazioni raccolte da i-Log rispetto alla localizzazione come latitudine, longitudine, altitudine, velocità, accuratezza (della localizzazione) e il provider, risultando di 108.27 metri.³²

La Figura 4.5 mostra i cluster di abitazioni proprie generati dall'algoritmo, riportati in un sistema di riferimento con coordinate latitudine e longitudine. L'area compresa tra latitudine 44.5-47.0 e longitudine 9.0-13.0 coincide con il Nord Italia dove risiedono gli studenti del campione. I cluster sono rappresentati da cerchi colorati in cui a ogni colore corrisponde un diverso studente. I punti neri (etichettati come *full set*) rappresentano il punto originale dal quale è stato individuato il cluster. Il rettangolo grande in rosso rappresenta un ingrandimento dell'area che coincide col comune di Trento dal quale proviene la maggioranza dei punti spaziali.

³¹ Nel processo di clusterizzazione sono pertanto state escluse tutte le risposte che non erano associate a un punto di localizzazione misurato dai sensori.

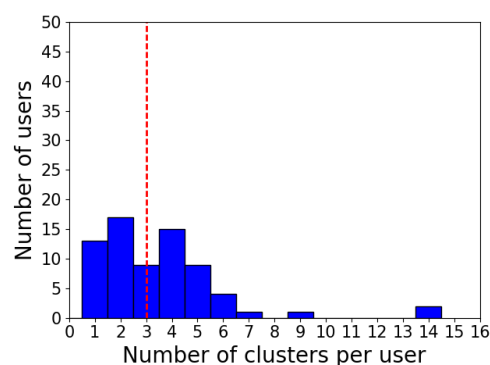
³² Dev. Std. 314.68

Figura 4.5: Cluster relativi all’abitazione propria degli studenti, collocati in un sistema di riferimento cartesiano.



Contrariamente a quanto atteso, il numero di luoghi in cui il soggetto dichiarava di essere nella propria abitazione è stato in media di 3.5 (Dev.Std. 2.49)³³. Nel dettaglio (Figura 4.6) solo trenta studenti hanno indicato da 1 a 2 punti nello spazio come propria abitazione. Negli altri casi, la metà dei soggetti ha indicato tre o più localizzazioni come “abitazioni”.

Figura 4.6: Distribuzione del numero di luoghi indicati come “abitazione propria”. La linea rossa tratteggiata rappresenta il valore mediano.

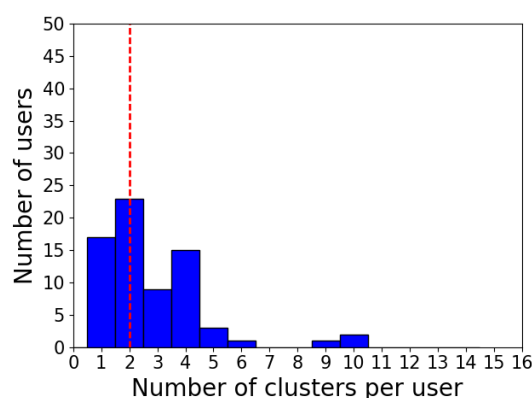


³³ Questo risultato è stato calcolato dall’analisi di 6409 punti spaziali appartenenti a 71 studenti del campione.

4.6 Risultati

Assumendo che i partecipanti al test SmartUnitn abbiano svolto seriamente il compito loro assegnato, ci siamo chiesti se e quanto i comportamenti descritti in precedenza, relativi al modo in cui gli studenti rispondono alle domande generate da i-Log, potessero aver influito sul risultato osservato. Se, come ipotizzato, esiste un effetto memoria, allora vorrà dire che tanto minore è il tempo trascorso tra il momento in cui è stata generata la domanda e il momento in cui è stata data la risposta, tanto maggiore sarà il grado di precisione del dato ottenuto. Infatti, se consideriamo le risposte date entro 30 minuti dal momento in cui la domanda è stata generata (ΔQA), il numero di luoghi indicati come casa propria scende in media a 2.8 (Dev. Std. 1.9), con un valore mediano di due case per studente,³⁴ allineandosi maggiormente con l'ipotesi iniziale (Figura 4.7).

Figura 3.7: Distribuzione del numero di luoghi indicati come “abitazione propria” per il sottoinsieme di rispondenti per il quali $\Delta QA < 30$ minuti. La linea rossa tratteggiata indica il valore mediano.



In modo analogo anche l'attenzione data nella compilazione può aver svolto un ruolo sulla precisione della risposta. Si ricorda che l'ipotesi in questo caso è che minore è il tempo di compilazione delle tre domande minore è l'attenzione data alla risposta. Si sono quindi condotte quattro analisi dei cluster distinte in base ai tempi di risposta. La prima ha analizzato tutte le risposte date in meno di 4 secondi, la seconda le risposte date tra 4 e 7 secondi, la terza tra 7 e 10 secondi, e l'ultima oltre i 10 secondi.

³⁴ Questo risultato è stato calcolato dall'analisi di 4110 punti spaziali appartenenti a 71 studenti del campione.

Tabella 4.3: Distribuzione del numero di luoghi indicati come ‘abitazione propria’ secondo i valori della variabile ΔA .

	<4''	4'' - 7''	7'' -10''	$\geq 10'$
Media	2.40	2.45	1.94	2.05
Dev. Std.	1.69	1.65	1.05	1.15
Dev. Std. relativa	0.70	0.67	0.54	0.56
Mediana	2	2	2	2
Punti osservati	2729	2126	728	820

Anche in questo caso i risultati ottenuti parrebbero avvalorare l'ipotesi. Si nota chiaramente come la media e la deviazione standard relativa (Tabella 3) diminuiscano all'aumentare del tempo di compilazione, segnalando così che la variabilità (il numero di luoghi individuati) si riduce all'aumentare del tempo impiegato per rispondere. In aggiunta, ad un esame più attento, si nota come media e dev. std. relativa, descrivono un andamento a “U”. Questa evidenza porterebbe a ipotizzare che esistano due differenti meccanismi. Il primo meccanismo, relativo ai tempi bassi (<4'' o 4'' - 7''), di disattenzione dovuto alla meccanicità della risposta, il secondo per i tempi elevati ($\geq 10'$), dovuto a possibili eventi esterni che possono aver distratto il soggetto durante la compilazione.

Sebbene i risultati non siano ancora conclusivi, quanto presentato in questo capitolo assume una duplice rilevanza: da un lato, si vuole mostrare come l'utilizzo degli smartphone, come strumento di supporto alla metodologia del diario del tempo, possa in un primo momento andare a quantificare il comportamento di risposta dei rispondenti che strumenti tradizionali non consentono di fare e, in un secondo momento, tramite l'utilizzo dei sensori, possa suggerire eventuali “anomalie” nella risposta data dai soggetti. Dall'altro lato, appare comunque chiaro che, come ipotizzato in letteratura, i comportamenti dei rispondenti influiscano sulla precisione e sulla qualità dei dati rilevati. Va precisato che analisi cartografiche sulla geo-localizzazione dei luoghi indicati come abitazione propria si collocano in alcuni casi vicino alla vera posizione dell'abitazione. Questo suggerisce che lo studente stesse arrivando a casa o ne fosse appena uscito quando la domanda è stata generata. La mancata immediata compilazione, unita al fatto che lo studente potesse rispondere a più notifiche arretrate in rapida successione, riporta al centro dell'errore il ruolo della dimensione cognitiva/temporale e lo sforzo che il rispondente avrebbe dovuto compiere nel ricordare con

precisione dove si trovava in quel momento, vanificato dalla meccanicità del meccanismo di risposta.

4.7 Conclusioni

I Big Data non sono solo tanti dati, ma sono tanti dati in relazione tra loro. Solo nel momento in cui i dati prodotti da sistemi differenti sono messi in relazione tra loro, allora questi diventano Big Data utili alla ricerca sociale, altrimenti rimangono solo un'immensa quantità di informazioni. Ciò è particolarmente rilevante quando a essere trattati sono i dati personali digitali, che si collocano tra nuove promesse e nuove sfide, rispetto alla ricerca sociale, catturando la quotidianità delle persone in tempo reale, e permettono di osservare con maggiore precisione e dettaglio cosa le persone realmente stanno facendo, dando così la possibilità al ricercatore di approfondire sia aspetti metodologici che sostantivi e di non doversi più limitare a quanto dichiarato in un questionario.

D'altro canto, a un punto nello spazio catturato tramite GPS non sempre può essere attribuito un significato ed è per questo che nasce la necessità di integrare la precisione dei sensori con la capacità di dotare di senso propria del rispondente umano, superando così lo scetticismo che talvolta è associato all'effimerità delle informazioni "digitali". Tuttavia, ciò richiede al ricercatore grande attenzione nel trattare congiuntamente queste due fonti di informazione (i sensori e i rispondenti umani) data la loro diversità. Infatti, queste due diverse fonti di informazioni, possono seguire logiche diverse nella rappresentazione della realtà. Da un lato, ad esempio, i sensori riducono i luoghi che le persone vivono durante la giornata ad un insieme di numeri (ad es. coordinate) che variano secondo il loro grado di granularità e rumore (Ladd e al., 2004). Dall'altro i rispondenti umani comprendono il mondo circostante in modo soggettivo, a seconda di differenti stimoli provenienti dal mondo esterno (Giunchiglia, 1993), sia rispetto alla funzione sia alle relazioni che quei luoghi sottendono, andando così a influenzare le risposte date al momento della compilazione. Ciò costringerà a ripensare, fin nelle sue fondamenta, al modo con cui finora sono stati affrontati alcuni interrogativi di ricerca nelle scienze sociali.

Ciò non toglie che molte sono le potenzialità offerte da questi strumenti e solo recentemente si è iniziato a comprendere quanto questi siano utili nel dirimere alcuni problemi legati agli strumenti utilizzati dagli scienziati sociali. Questo non vuol dire che queste nuove tecnologie risolveranno interamente alcuni problemi di metodo, anzi, in molti

casi ne creeranno di nuovi che si sommeranno a quelli esistenti. Un esempio concreto è quello presentato in questo capitolo, che muoveva dalla speranza che fornire uno strumento portatile di rilevazione avrebbe migliorato la qualità delle risposte rilevate. Tuttavia, lo strumento ha permesso di esplorare e acquisire informazioni in ambiti difficilmente accessibili. Con i diari cartacei tradizionali è stato fino ad ora impossibile quantificare il ritardo della risposta o la velocità nel rispondere, come difficile risultava valutare in modo sistematico e oggettivo l'influenza di questi aspetti sull'affidabilità del dato raccolto.

Infine, l'obiettivo di questo lavoro era di porre l'attenzione su come, anche da un punto di vista metodologico, la sociologia possa trarre dei vantaggi consistenti dai Big Data nonostante le diffidenze presentate precedentemente, andando verso una maggiore qualità e completezza dei dati raccolti. Con questo approccio non si intende risolvere i problemi legati alla qualità del dato, quanto di fornire al ricercatore un potente strumento da utilizzare al fine di gestire i dati raccolti con maggior consapevolezza rispetto alla loro affidabilità in tutte le fasi del processo di rilevazione.

4.8 Appendice

Tabella 4.4: Lista complete sensori raccolti da i-Log e la loro frequenza.

Stream	Frequency
Acceleration	20 times per second
Linear Acceleration	20 times per second
Gyroscope	20 times per second
Gravity	20 times per second
Rotation Vector	20 times per second
Magnetic Field	20 times per second
Orientation	20 times per second
Temperature	20 times per second
Atmospheric Pressure	20 times per second
Humidity	20 times per second
Proximity	On change
Position	Once every minute
WIFI Network Connected to	On change
WIFI Networks Available	Once every minute
Bluetooth Device Available	Once every minute
Bluetooth Low Energy Device Available	Once every minute
Detect Incoming Calls (No audio)	On change
Detect Outgoing Calls (No audio)	On change
Detect Incoming Sms (No text)	On change
Detect Outgoing Sms (No text)	On change
Running Application	Once every 5 seconds
Screen Status [ON/OFF]	On change

Flight Mode [ON/OFF]	On change
Battery Charge [ON/OFF]	On change
Battery Level	On change
Doze Modality [ON/OFF]	On change
Headset plugged in [ON/OFF]	On change
Audio mode [Silent/Normal]	On change
Music Playback (no track information) [ON/OFF]	On change

CAPITOLO 4

Utilizzo dei social media e performance accademiche

Questo capitolo vuole essere una dimostrazione sostantiva rispetto ai dati ottenuti dall'esperimento SmartUnitn, proponendo un metodo che, grazie all'unione dei dati dei sensori e i dati delle risposte degli studenti, possa colmare alcune lacune presenti in letteratura sul tema dell'influenza dell'utilizzo dei social media sui risultati universitari. Parametrizzando l'utilizzo reale delle applicazioni social (ottenuto dai dati dei sensori) fatto dagli studenti durante due precisi momenti della giornata (durante l'attività di studio e mentre erano a lezione) si è potuto, in primo luogo, fornire una comprensione sistematica dei comportamenti di utilizzo e, in secondo luogo, analizzare la loro correlazione con le performance accademiche. Emergono delle differenze tra gli studenti immatricolati a una facoltà scientifica rispetto ai colleghi di facoltà umanistiche, tra studenti e studentesse, evidenziando come si abbia un effetto maggiore sui crediti conseguiti piuttosto che sul voto medio ponderato. Anche questo capitolo vuole sottolineare come l'interdisciplinarietà di metodi tra diverse discipline, nello specifico tra scienze computazionali e scienze sociali, possa rappresentare un punto fondamentale rispetto a una 'nuova' e più accurata comprensione del comportamento umano.

5.1 Introduzione

Negli ultimi anni, l'utilizzo dei social media si è diffuso nella vita quotidiana delle persone e il crescente e pervasivo utilizzo degli smartphone ha rafforzato questo fenomeno. Social media e smartphone sono diventati due tecnologie interscambiabili e sovrapponibili specialmente all'interno della popolazione studentesca. Evidenze empiriche hanno abbondantemente mostrato l'impatto negativo dell'utilizzo dei social media (Paul et al., 2012), specialmente l'utilizzo di Facebook (Junco, 2012; Meier et al., 2016) e, più in generale degli smartphone, sulle performance accademiche (Lepp et al., 2015; Samaha & Hawi, 2016). Queste tecnologie, insieme, hanno portato alla crescita di comportamenti procrastinativi da parte degli studenti i quali, dedicano un tempo sempre più rilevante al loro utilizzo a discapito di altre attività che possono influire positivamente sui loro risultati scolastici come lo studio. Nelle scienze sociali, sociologi e psicologi utilizzano questionari e scale di misurazione per analizzare la relazione tra il comportamento di utilizzo del proprio smartphone e dei social media degli studenti e i loro risultati accademici. Tuttavia l'utilizzo di tradizionali metodi di rilevazione come questionari e/o interviste spesso fallisce nella comprensione e nella rilevazione puntuale di questi comportamenti. Infatti, le persone solitamente sottostimano il tempo di utilizzo dei social media del 40% rispetto a quanto risulta dai dati da rilevazione diretta (Lee et al., 2017) mentre si nota una sovrastima nel riportare l'uso effettivo di chiamate e messaggi fatti dalle persone (Boase & Ling, 2013). Inoltre, non sembra esserci una completa consapevolezza degli utenti rispetto alla frequenza con la quale essi controllano il loro smartphone durante il giorno (Andrews et al., 2015).

Dati più affidabili sull'uso dello smartphone e dei social media rilevati, ad esempio, attraverso i sensori dello smartphone stesso, provengono dagli studi delle scienze computazionali. Ricerche empiriche su questo tema analizzano il loro utilizzo focalizzandosi sul rischio di “*addictedness*” delle persone, ovvero il loro grado di dipendenza da queste tecnologie (Lee et al., 2017, 2014). Queste ricerche hanno utilizzato come campione di riferimento soprattutto gli studenti, poiché si tratta di una popolazione molto suscettibile alla pervasività degli smartphone nella loro vita quotidiana, senza tuttavia indagare l'impatto del comportamento di utilizzo sulla loro esperienza accademica.

Esiste dunque una mancata comunicazione tra questi due settori disciplinari ovvero tra gli studi delle scienze computazionali e i lavori degli scienziati sociali relativi all'impatto dei social media sulle performance accademiche, dal momento che i metodi di rilevazione dei dati usati dai primi possono essere sfruttati per migliorare l'affidabilità del dato analizzato dai

secondi. L'obiettivo di questo capitolo è colmare questa lacuna attraverso un approccio sistematico che consiste nell'individuare nuove misure dell'utilizzo dei social media attraverso lo smartphone sia per tracciare il reale utilizzo quotidiano da parte degli studenti sia per somministrare agli stessi un diario del tempo al fine di monitorare le attività che essi svolgono durante le giornate. L'utilizzo congiunto di queste due fonti di informazione – dati dei sensori e dati del diario del tempo – ha permesso sia di catturare le attività svolte dagli studenti, specialmente quelle relative all'ambito accademico come studiare o frequentare le lezioni, sia di fornire una completa comprensione del loro comportamento rispetto all'utilizzo dei social media.

Questo lavoro è stato possibile grazie ai dati raccolti nell'ambito del progetto *SmartUnitn* (vedere Capitolo 3) che aveva come fine ultimo la comprensione dell'effetto della gestione del tempo da parte degli studenti sulle loro performance accademiche. In questo capitolo sono stati analizzati i dati di utilizzo dei social media (SM) rilevati direttamente dallo smartphone degli studenti durante due attività specifiche, studio individuale e frequenza alle lezioni, correlandoli ai loro risultati accademici (voti e crediti ottenuti). In generale, dalle analisi è emersa una correlazione negativa tra i comportamenti “social” del campione e le loro performance, con rilevanza diversa a seconda che l'utilizzo delle applicazioni di SM fosse fatto durante l'attività di studio individuale o di frequenza delle lezioni universitarie. Il capitolo è organizzato come segue: il background teorico di riferimento (Paragrafo 5.2), la proposta di soluzione a due problemi emersi dalla letteratura (Paragrafo 5.3), i risultati delle analisi (Paragrafo 5.4) e le conclusioni (Paragrafo 5.5).

5.2 Background teorico

Lo studio del comportamento umano rispetto all'utilizzo dei social media è stato affrontato in modi diversi sia dalle scienze computazionali che dalle scienze sociali e psicologiche mostrando dei risultati discordanti sull'impatto che la tecnologia in generale può avere sulla vita delle persone. Comprendere il (sovra) utilizzo che alcune persone possono fare dello smartphone e dei social media e come questo utilizzo può, tra le altre cose, avere un impatto negativo sui risultati accademici, può fornire spunti e indicazioni di “buone pratiche” che gli studenti dovrebbero adottare rispetto a un utilizzo consapevole di smartphone e social media, soprattutto durante le attività accademiche.

5.2.1 Dipendenza tecnologica e sovra utilizzo dello smartphone

Le così dette ICTs (*Information and communication technologies*) negli ultimi decenni hanno cambiato in modo sostanziale la vita degli individui, diventandone una parte fondamentale. La *Smartphone Penetration Rate* è una misura che indica il grado di diffusione degli smartphone nella vita delle persone secondo la quale più del 32% della popolazione mondiale, nel 2017, ha dichiarato di possedere almeno uno smartphone³⁵. Mentre negli Stati Uniti questa percentuale cresce all'81% della popolazione, interessante notare come anche nei Paesi in via di sviluppo il tasso di diffusione degli smartphone sia salito dal 21% nel 2013 al 37% nel 2015 (Pew Research Center, 2016). Non si tratta solo di possesso ma anche di effettivo utilizzo. In Italia nello specifico, secondo gli ultimi dati Istat nel 2017, sono circa 15 milioni gli italiani che hanno navigato su internet negli ultimi tre mesi da luoghi diversi da casa o dal proprio posto di lavoro. Tra coloro che dichiarano di accedere a Internet, il 44,6% (42,1% nel 2016) ha usato anche il proprio smartphone per connettersi in luoghi diversi da casa o dal posto di lavoro, mentre il 23,6% ha dichiarato di connettersi esclusivamente tramite smartphone evidenziando la rilevanza che questo strumento sta acquisendo nella vita delle persone. Sono soprattutto i giovani 14-24enni a prediligere lo smartphone (per il 74%) rispetto ad altri dispositivi mobili (come pc o tablet) (Istat, 2017).

Specialmente i più giovani, ogni giorno, utilizzano le nuove tecnologie per molteplici scopi, più o meno utili: dallo studio, alla comunicazione con gli altri, come fonte di informazione o come svago e passatempo. Dai vantaggi e le facilitazioni derivanti dai mezzi tecnologici si sono aperti numerosi miglioramenti e possibilità anche in ambito educativo partendo, ad esempio, dagli strumenti adottati in classe dagli studenti arrivando a nuove modalità di insegnamento-apprendimento dalle quali possono trarre beneficio sia gli stessi studenti che gli insegnanti (Al-Eidan, 2017).

Ma esiste un altro lato della medaglia derivante dall'utilizzo delle ICTs che ha dato origine a diverse questioni problematiche di importanza collettiva: l'uso dei telefoni cellulari in circostanze proibite o pericolose (Bianchi & Phillips, 2005), lamentele sul loro utilizzo in alcuni luoghi pubblici e dipendenza (Toda e al., 2008). Il rischio di dipendenza dagli strumenti tecnologici è supportata dalla teoria del flusso ottimale (Csikszentmihalyi, 1990), secondo la quale l'esperienza di utilizzo per alcuni soggetti è talmente piacevole da essere mantenuta anche a discapito di altri aspetti della loro vita³⁶. L'attrattività di questo strumento

³⁵ <https://www.statista.com/statistics/203734/global-smartphone-penetration-per-capita-since-2005/>

³⁶ Riferimento: Uses and Gratifications Theory (Blumler & Katz, 1974).

si manifesta attraverso la facilità con cui le persone riescono ad accedere ai contenuti online di diversa natura (musica, informazione, intrattenimento, etc.) e al fatto che consente di mantenere e coltivare in modo facile e immediato le relazioni sociali individuali. La gratificazione che ne deriva rafforza a sua volta l'utilizzo dello smartphone (LaRose, 2011). Kardefelt-Winther's (2014) hanno recentemente sviluppato la *Compensatory Internet Use Theory* la quale approfondisce il ruolo svolto da alcune variabili che hanno condotto a questo (sovra) utilizzo dello strumento tecnologico. Secondo questa teoria, alcuni eventi quotidiani negativi, fonti di ansia e stress per l'individuo, lo porterebbero a un utilizzo eccessivo della tecnologia (tra cui smartphone e social media) per alleggerirsi e distrarsi rispetto a queste fonti di preoccupazione.

La dipendenza che ne può scaturire, tuttavia, si manifesta attraverso una sensazione di disagio o di agitazione provocata dal mancato utilizzo delle ICT. Impendendo in alcuni casi alle persone di lavorare o studiare, la dipendenza può causare danni sia agli individui stessi che avere ripercussioni a livello collettivo (Park, 2005). Alcune conseguenze della dipendenza da smartphone possono essere la depressione (Lu e al., 2011), l'estroversione sociale, l'ansia (Hong e al., 2012), l'insonnia (Jenaro e al., 2007), e il disagio psicologico (Beranuy e al., 2009). Tra le principali conseguenze negative della dipendenza da telefoni cellulari per i più giovani si riscontrano problemi scolastici derivanti da un'inefficace gestione del tempo (Hong, 2012).

Oggi giorno, sono soprattutto i social media (SM), i quali comprendono sia i social network (SN) come Facebook, Twitter, Instagram, etc. sia le applicazioni di messaggistica istantanea (IM), a essere una fonte di attrattività per i giovani. I SM sono molto più di semplici siti internet e si sono trasformati in forma di applicazioni mobili da installare sugli smartphone degli utenti consentendo così un accesso più facile e veloce. Il principale riscontro che i SM hanno avuto nella vita delle persone risiede nel cambiamento delle forme di comunicazione e dei pattern di comunicazione, soprattutto per le generazioni più giovani (Humphreys, 2008): le relazioni sociali instaurate e vissute online possono assumere una rilevanza tale da influenzare la vita "offline" delle persone (Cheung e Lee, 2010). La dimensione relazionale è senza dubbio l'aspetto che rende così attrattivi i social network dalla quale gli utenti possono trarre diversi benefici di natura socio-economica (Ganley e Lampe, 2009). Coltivare le relazioni sociali è un assunto importante che sorregge il funzionamento di questi siti, non solamente relazioni già esistenti ma, sempre più spesso, nuove relazioni spesso instaurate sulla base della condivisione di alcune caratteristiche individuali come interessi, idee, o anche nazionalità o orientamento sessuale (Zhang, e al., 2013).

Le applicazioni mobili relative ai SM consentono l'interazione tra utente e gli stessi SM in molteplici modi: chiamate, messaggi o la navigazione in internet, diventando così una delle attività più frequenti fatte dall'utente attraverso lo smartphone. Questo utilizzo assiduo senza dubbio può contribuire al rischio di dipendenza dallo strumento, dando poi luce a possibili conseguenze negative che si possono ripercuotere sulla quotidianità degli individui.

5.2.2 Utilizzo degli Smartphone e performance accademiche

L'impegno degli studenti in ambito educativo inteso come "la quantità di energie fisiche e psicologiche che gli studenti dedicano all'esperienza accademica" è uno dei capisaldi proposti dalla teoria di Astin (1984, p.297). Quest'ultima si basa su cinque principi fondamentali: i) l'impegno si basa sull'investimento di energia fisica e mentale fatto dagli studenti; ii) l'impegno differisce da studente a studente e ogni studente è impegnato in diverse attività con intensità diverse; iii) l'impegno ha sia caratteristiche quantitative che qualitative; iv) l'apprendimento degli studenti è associato all'impegno che investono in quel corso di studi; v) l'efficienza delle pratiche educative sono direttamente collegate alla loro abilità di coinvolgere gli studenti e aumentare il loro impegno. Dal lavoro di Astin è emerso come il tempo e lo sforzo che gli studenti hanno investito in attività educative siano associati a risultati accademici maggiormente desiderabili. Anche Pascarella e Terenzini (2005) hanno supportato questa teoria, fornendo evidenze empiriche rispetto a questa relazione. Dato che i social media sono piattaforme che coinvolgono gli studenti e plasmano alcuni aspetti della loro vita e dato che, come è stato dimostrato da numerosi studi, essi ne fanno grande uso, viene giustificato l'obiettivo di questo capitolo che mira a comprendere e analizzare la relazione tra uso dei SM e performance accademiche durante due attività che dimostrano l'impegno degli studenti rispetto l'esperienza universitaria: lo studio individuale e la frequenza alle lezioni.

All'interno di questo scenario, due differenti ambiti di studio si sono occupati di questi aspetti entrambi, tuttavia, con alcune lacune. Da un lato, le scienze computazionali hanno analizzato l'utilizzo degli smartphone, attraverso dati reali di utilizzo ottenuti tramite i sensori del telefono, in relazione al rischio di dipendenza che può derivarne per l'individuo. In genere questi studi hanno somministrato scale di misurazione per andare a catturare comportamenti di dipendenza degli utenti rispetto allo smartphone e/o SN come la *Smartphone Addiction Scale* (Kwon et al., 2013) la quale è formata da 10 item misurati

attraverso una scala Likert 1-6 (1 “assolutamente in disaccordo” – 6 “assolutamente in accordo”). Un esperimento ha analizzato l'utilizzo dello smartphone di 95 studenti, dividendoli in due gruppi: studenti a rischio e studenti non a rischio di dipendenza, attraverso un software chiamato SmartLogger in grado di registrare gli eventi di interazione degli utenti con il loro telefono, al fine di comprendere le principali differenze di questi due gruppi di studenti (Lee et al., 2014). Ciò che emerge è che gli studenti a rischio di dipendenza tendono a spendere un tempo maggiore in quelle applicazioni del loro smartphone soprattutto quelle che sono in grado di fornire maggiormente una gratificazione immediata come quelle relative a giochi, intrattenimento e social network. In un'altra ricerca 35 studenti hanno scaricato e installato un'applicazione che ha monitorato l'utilizzo del loro smartphone per sei settimane. I risultati hanno mostrato come le applicazioni di messaggistica siano quelle più usate sia dagli studenti a rischio sia a quelli non a rischio di dipendenza e come le applicazioni SN siano quelle preferite dal gruppo di studenti a rischio (Lee et al., 2017). Gli studenti rappresentano il campione principale di riferimento anche per gli studi di *reality mining*³⁷ (Eagle e Pentland, 2006). Rispetto all'utilizzo dei social media, il Copenhagen Networks Study (Stopczynski e al., 2014) sta attualmente raccogliendo dati forniti dai sensori del telefono riguardanti interazioni di un gruppo di 1000 studenti attraverso molteplici canali, dalle relazioni reali faccia a faccia a quelle tramite Facebook non mettendo tuttavia in relazione questi dati con le loro performance accademiche. Dall'altro lato, lo studio SmartGPA (Wang et al., 2015) si è focalizzato nell'analizzare alcuni aspetti della vita quotidiana che possono influenzare gli esiti universitari utilizzando i dati dello studio Student Life (Wang et al., 2014). L'obiettivo era indagare come alcuni aspetti mentali e fisici (umore, sociabilità, spostamenti, etc.), osservati su un campione di 48 studenti attraverso il loro smartphone per 10 settimane, potessero predire il loro GPA. Tuttavia questo studio non ha considerato l'uso dei SN e il suo impatto sul percorso universitario degli studenti, nonostante fosse stata raccolta anche questa informazione.

Dall'altro lato, nonostante gli esperimenti delle scienze computazionali non ne abbiano tenuto conto, alcuni studi delle scienze sociali negli ultimi anni hanno sottolineato la relazione negativa tra l'utilizzo dei social media e le performance accademiche degli studenti. Ad esempio, Rosen e al. (2013) hanno analizzato il comportamento e il contesto di studio di 263 studenti appartenenti a differenti livelli di istruzione. Gli osservatori hanno controllato

³⁷ Il *reality mining* è la raccolta e l'analisi di dati ambientali provenienti da strumenti tecnologici riguardanti il comportamento umano, con l'obiettivo finale di individuare pattern comportamentali delle persone. Il Massachusetts Institute of Technology (MIT) si occupa di questo, per approfondimenti: <https://www.media.mit.edu/groups/human-dynamics/overview/>

ciascun studente per 15 minuti e riportato tutti i loro comportamenti *on-task* e *off-task*. In media, gli studenti si sono distratti ogni 6 minuti soprattutto attraverso distrazioni tecnologiche come l'utilizzo di SN o applicazioni di messaggistica. Un altro studio ha analizzato la relazione tra l'utilizzo di Facebook e le performance accademiche, chiedendo a 1839 studenti universitari alcuni aspetti di comportamento rispetto all'utilizzo di Facebook per poi valutare l'influenza sul loro GPA (Junco, 2012). I risultati hanno mostrato come esista una correlazione negativa tra il tempo di utilizzo e le performance accademiche in seguito al piacere momentaneo scaturito dall'utilizzo dei social media rispetto ad altre attività come studiare o andare a lezione (Jacobsen & Forste, 2011). Come i social media, anche l'utilizzo generale dello smartphone è associato a peggiori performance accademiche (Al-Barashdi e al., 2015). L'utilizzo dei SN e l'utilizzo dello smartphone stanno diventando due comportamenti interscambiabili: l'utilizzo dei SN può costituire una misura predittiva rispetto alla dipendenza da smartphone grazie alla loro pervasività e alla loro capacità di connessione (Jeong et al., 2016). Le caratteristiche tecniche dello smartphone conducono a comportamenti di *multitasking* (Lepp et al., 2015) come, ad esempio, l'utilizzo dei social media mentre si stanno facendo altre attività, anche legate all'ambito accademico, avendo poi degli effetti dannosi sugli esiti di quest'ultime. Alcune ricerche, infatti, hanno sottolineato come i giovani che usano frequentemente strumenti tecnologici tendono a fare più cose contemporaneamente, il 31% ha dichiarato di essere multitasking anche durante lo studio individuale (Junco e Cotten, 2010).

Secondo uno studio su un campione di studenti universitari americani che ha analizzato quanto bene essi credono di poter raggiungere i loro obiettivi (rif. *self-efficacy*) e come riescano a regularsi e controllarsi da soli (rif. *self-regulation*) quando usano gli smartphone, è emerso che coloro che hanno una minor capacità di controllo sono anche coloro che utilizzano maggiormente lo smartphone, influenzando negativamente le loro performance (Lepp et al., 2015). L'utilizzo dello smartphone dipende anche da alcune caratteristiche socio-demografiche degli studenti, come il genere e l'area disciplinare alla quale appartengono, che sembrano essere i fattori maggiormente predittivi rispetto all'uso di queste tecnologie. Sembrerebbe che gli uomini e quelli appartenenti a corsi di studio umanistici siano i soggetti a un maggior rischio di dipendenza.

Tuttavia, se dal lato delle scienze computazionali non è stata indagata la relazione tra uso dello smartphone e dei social media e performance accademiche dall'altro (Wang et al., 2015), le scienze sociali soffrono di una non completa affidabilità del dato raccolto. Alcune ricerche hanno mostrato come i questionari utilizzati per raccogliere informazioni riguardanti

i comportamenti di utilizzo, conducano solamente a un'approssimazione dell'utilizzo stesso (Lee et al., 2017; Boase & Ling, 2013; Andrews et al., 2015). Una delle principali ragioni è che i questionari solitamente chiedono di riportare informazioni di tipo aggregato (Juster & Stafford, 1985), come, ad esempio, “In media, al giorno, quante volte controlli il tuo smartphone?” (Gokcearslan e al., 2016), attraverso le quali gli utenti sono obbligati a fare uno sforzo di memoria e a individuare la forma più appropriata di aggregazione (Kan & Pudney, 2008).

L'obiettivo di questo capitolo è integrare questi due ambiti di studio, fornendo un nuovo metodo in grado di colmare questa lacuna empirica e metodologica.

5.3 Una proposta di soluzione: dati e metodi

L'obiettivo di questo lavoro è duplice: da un lato andare a osservare i comportamenti reali degli utenti rispetto all'utilizzo dello smartphone e in particolare delle applicazioni relative ai SM durante due attività specifiche (lo studio e la frequenza alle lezioni) cercando di fornire uno strumento utilizzabile anche dagli scienziati sociali per migliorare l'affidabilità del dato raccolto. Dall'altro fornire una risposta all'interrogativo generale di ricerca: “L'utilizzo dei social network influisce negativamente sulle performance degli studenti?”

Pertanto, la soluzione proposta in questo capitolo consiste di due elementi: i) la definizione di misure in grado di catturare i pattern di utilizzo dello smartphone e dei SM (vedere Paragrafo 5.3.1); ii) utilizzare congiuntamente i dati dei sensori dello smartphone con quelli dei diari del tempo per indagare la relazione tra uso dei SM e le performance (vedere Paragrafo 5.3.2). Questo ultimo punto utilizza due strumenti differenti con l'obiettivo di superare i rispettivi limiti metodologici ed empirici e fornire risultati più accurati su questo tema di ricerca.

5.3.1 Parametri per misurare l'utilizzo dei social media

Per definire l'utilizzo che gli studenti fanno dei social media attraverso il loro smartphone sono state suddivise le applicazioni in tre differenti categorie che rispecchiano il loro scopo di utilizzo principale:

- Le applicazioni relative ai siti di Social Network (SNS): piattaforme online che, come Facebook, consentono agli utenti di costruire relazioni sociali e di condividere contenuti sulla loro vita privata e non solo.
- Le applicazioni di messaggistica istantanea (IM): chat online che consentono lo scambio di messaggi, di audio o immagini in tempo reale con le persone, attraverso una connessione internet.
- Le applicazioni browser (Web): applicazioni software per la ricerca di informazioni su internet.

Questa triplice distinzione consente di catturare diversi comportamenti di utilizzo associati alla diversa natura di queste applicazioni, le quali, attraverso un uso spropositato, possono rappresentare una minaccia per gli esiti educativi degli studenti (Junco, 2012; Lepp e al. 2015). Ad esempio, alcuni studi hanno evidenziato come le persone utilizzino i SNS per un periodo più lungo delle applicazioni IM (Meier e al., 2016) ma che entrambe influenzano negativamente le performance accademiche mentre le applicazioni Web potrebbero essere utilizzate sia per scopi accademici (es. uso di Wikipedia etc.) che non (es. uso di Youtube per intrattenimento).

Proseguendo, per analizzare l'uso di queste applicazioni, sono stati distinti tre diversi comportamenti degli utenti:

- ***S***, quante volte vengono utilizzate delle app all'interno di un intervallo temporale predefinito, ad esempio: il numero di volte che gli studenti controllano Facebook;
- ***D***, la durata dell'utilizzo delle applicazioni (in secondi) quando un'applicazione è in esecuzione;
- ***I***, il tempo (in secondi) che trascorre tra l'utilizzo di due applicazioni (la stessa o diverse tra loro), ovvero il periodo di inattività del telefono.

Da notare come le variabili ***S*** e ***D*** estendono e definiscono meglio la nozione di frequenza utilizzata da Andrews (2015), che si basava solo sul numero di sessioni di utilizzo, senza tenere in considerazione anche la durata.

Come nei precedenti capitoli di questa tesi, le performance accademiche sono state misurate sia attraverso la media ponderata dei voti sia attraverso il numero di crediti conseguiti, al fine di valutare se l'utilizzo delle applicazioni possa influenzare maggiormente la qualità delle performance o il progresso della carriera universitaria degli studenti.

In aggiunta, sono state tenute in considerazione anche due variabili socio-demografiche degli studenti come il genere e l'area di studio al quale sono immatricolati che, come visto precedentemente, predicono l'effetto di utilizzo di queste applicazioni sulle performance accademiche (Al-Barashdi, 2015).

5.3.2 I diari del tempo via smartphone

Come spiegato nel terzo capitolo di questa tesi, il progetto *SmartUnitn* ha adottato come principale strumento sociologico di raccolta dati i diari del tempo. Essi chiedono ai rispondenti di riportare alcune informazioni rispetto al loro utilizzo del tempo durante la giornata (Sorokin e Berger, 1939). Nello specifico, in intervalli di tempo variabili, solitamente 10 o 15 minuti, le persone devono indicare l'attività che stanno svolgendo, il luogo dove si trovano e con chi per tutte le 24 ore di una giornata (Romani, 2008). Nonostante sia un metodo che soffre di alcuni problemi che possono compromettere la veridicità dell'informazione fornita dalle persone (Kan e Pudney, 2008), esso presenta alcuni vantaggi rispetto ad altri strumenti di rilevazione: i) consente di acquisire informazioni non solamente sulla frequenza con la quale certe attività sono state svolte dalle persone durante il giorno, ma anche sulla loro durata e sull'ordine sequenziale con il quale si verificano; ii) consente di comprendere anche le relazioni spaziali e sociali degli utenti; iii) gli utenti non devono fornire una stima media dell'uso del loro tempo in certe attività, riducendo in questo modo possibili discrepanze tra le risposte date e l'effettivo utilizzo dello smartphone e dei social media.

Come spiegato nel terzo capitolo, in questo esperimento è stata sviluppata un'applicazione chiamata i-Log la quale ha somministrato i diari del tempo agli studenti via smartphone per una settimana, chiedendo ogni 30 minuti cosa stessero facendo, dove si trovassero e con chi. Essi potevano scegliere tra una lista di risposte predefinite. La potenzialità di utilizzare gli smartphone come strumento di somministrazione risiede nel consentire agli utenti di fornire una risposta in (quasi) tempo reale, oltre a eseguire la raccolta di sensori, ad esempio GPS, Bluetooth, registri delle chiamate e applicazioni in esecuzione. Queste due funzionalità degli smartphone – diario del tempo e sensori - possono essere

sfruttate per abbinare le informazioni ottenute e avere delle proxy quanto più veritiere dell'effettivo comportamento dell'utente nella sua quotidianità³⁸.

Durante l'esperimento *SmartUnitn* sono stati raccolti 110 Gb di dati relativi a 72 studenti per tutta la durata del progetto. È stato ottenuto un dataset comportamentale contenente sia i dati delle risposte ai diari del tempo sia i dati dei sensori. In aggiunta sono state incluse sia delle informazioni socio-demografiche degli studenti provenienti da un progetto interno all'ateneo e sia le informazioni riguardanti le loro performance provenienti dai dati amministrativi.

Il metodo consiste di mettere in relazione l'utilizzo dei social media e le performance accademiche degli studenti, tenendo conto del loro utilizzo durante due attività strettamente in relazione con una buona riuscita scolastica, come lo studio e la frequenza alle lezioni.

5.3.3 Dati raccolti da SmartUnitn

Rispetto alle variabili precedentemente descritte, il dataset del progetto *SmartUnitn* ha fornito I seguenti dati:

- Sono state 957 le applicazioni che gli studenti hanno utilizzato nelle due settimane dell'esperimento. L'applicazione i-Log ha registrato ciascuna applicazione utilizzata con il suo così definito *package name*³⁹, ad esempio: 'comfacebookkatana' è il *package name* di Facebook. Manualmente, attraverso il *package name*, si è risalito al nome comune dell'applicazione e, seguendo la classificazione Android, ogni applicazione è stata assegnata a diverse categorie di utilizzo, una delle quali era la categoria dei social media. Tra le 32 applicazioni appartenenti al mondo dei social media, i social network (SN) sono quelli più rappresentati con 11 applicazioni diverse. Tra i più diffusi Facebook, Twitter e Instagram.
- A causa della progettazione del sistema operativo Android, qualsiasi applicazione in primo piano viene registrata fino a un'ora di tempo⁴⁰, mentre i-Log raccoglie le applicazioni in esecuzione e l'ora in cui vengono eseguite ogni 5 secondi (in media). Per ottenere una comprensione più realistica

³⁸ Per una descrizione completa del progetto SmartUnitn vedere Capitolo 3, paragrafo 4.4.

³⁹ Per approfondimenti: <https://stackoverflow.com/questions/6273892/android-package-name-convention>

⁴⁰ Ciò implica che possa risultare il fatto che uno studente abbia utilizzato un'app (es. Facebook) per un'ora continuamente quando in realtà non è stato così ma l'app è rimasta solamente in background nel telefono.

dell'uso delle app, sono state aggiunte informazioni sullo stato della schermata (on/off) per filtrare ed eliminare quelle applicazioni registrate mentre gli studenti non interagivano effettivamente con il loro telefono. Infatti era possibile che un'applicazione risultasse essere in esecuzione anche quando lo schermo del telefono era inattivo, due aspetti tra loro inconciliabili. Questa operazione ha generato un set di dati di 135.322 eventi di registrazione delle applicazioni che coprono i 7 giorni dell'esperimento durante i quali sono stati amministrati i diari del tempo.

- Le informazioni su voti e crediti sono state fornite dall'Università di Trento e riguardano le performance accademiche degli studenti alla fine del loro primo anno accademico (settembre 2016). Si noti che il campione globale considerato è di 67 studenti e non 72 a causa di una incompatibilità non prevista del sistema operativo di alcuni smartphone nel fornire i registri corretti rispetto alle applicazioni in esecuzione. Tra questi cinque casi mancanti, uno è risultato anomalo in termini di numero di crediti, molto probabilmente a causa della registrazione errata di quella informazione dall'amministrazione, che rendeva impossibile comprendere la sua quantità totale di crediti. Anche se questo studente ha registrato le applicazioni in esecuzione, durante la fase di analisi è stato ignorato questo caso.

5.4 Risultati

Da questo lavoro, che più che essere esaustivo nei risultati si propone l'obiettivo di suggerire un metodo per indagare in modo sistematico la relazione tra l'utilizzo dei social media e le performance accademiche degli studenti, sono emerse due evidenze. La prima riguarda la quantificazione delle dimensioni ***S*** e ***D*** che concernono il comportamento degli studenti rispetto all'uso delle applicazioni di social media durante le attività di studio e lezione e, nello specifico: i) la distribuzione temporale di utilizzo delle app, nelle 24 ore della giornata e nei 7 giorni della settimana analizzati (***S***); ii) l'intensità media di utilizzo nelle 24 ore della giornata e nei 7 giorni della settimana analizzati (***D***).

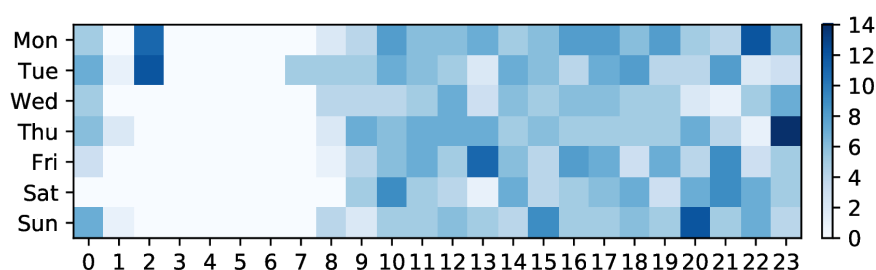
La seconda evidenza risponde all'interrogativo di ricerca di questo capitolo ovvero se, l'utilizzo dei social media possa influenzare i risultati universitari in termini di voti e di crediti.

5.4.1 Comportamento degli studenti rispetto all'utilizzo dei social media

Come anticipato, diversamente da altri studi, l'obiettivo di questo capitolo è comprendere il comportamento di utilizzo dei social media via smartphone durante due attività strettamente collegate ad una buona riuscita accademica. Pertanto la Figura 5.1 e la Figura 5.2 mostrano la distribuzione delle variabili S e D durante l'attività di studio degli studenti mentre la Figura 5.3 e la Figura 5.4 riportano le stesse variabili durante le lezioni in aula.

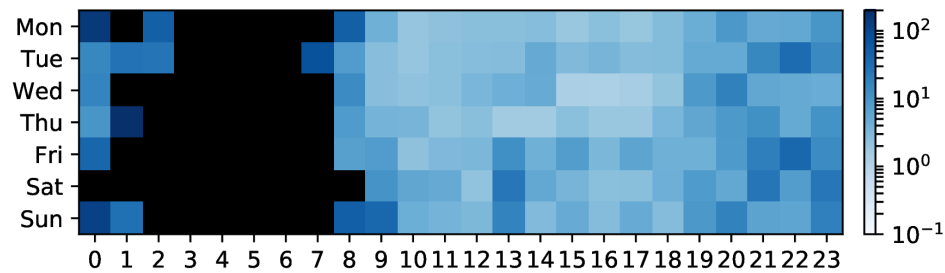
Queste figure mostrano quanto accade nell'arco delle 24 ore del giorno, in ogni giorno della settimana, rispettivamente sugli assi x e y. Gli spazi vuoti (in bianco) indicano che nessuno studente ha indicato le attività di studio o lezione in quel giorno durante l'intervallo di tempo specificato, mentre l'intensità dell'utilizzo dei social media cresce all'aumentare dell'intensità del colore: più alto è il numero di studenti che usano le applicazioni in quel momento, più scura è la tonalità di blu utilizzata.

Figura 5.1: Distribuzione della variabile S , numero di accessi alle applicazioni di social media durante l'attività di studio.



La Figura 5.1 mostra il numero di sessioni relative all'utilizzo delle app (senza distinzioni per tipologia) mentre gli studenti hanno riferito che stavano studiando. Si nota come gli spazi vuoti si concentrano durante la notte, come previsto. Alcuni slot temporali mostrano un aumento dell'utilizzo soprattutto negli orari serali prima di dormire ma, tendenzialmente, la distribuzione risulta abbastanza uniforme indicando come complessivamente l'utilizzo delle applicazioni non si concentri in intervalli temporali specifici.

Figura 5.2: Distribuzione della variabile D , durata degli accessi alle applicazioni di social media durante l'attività di studio.

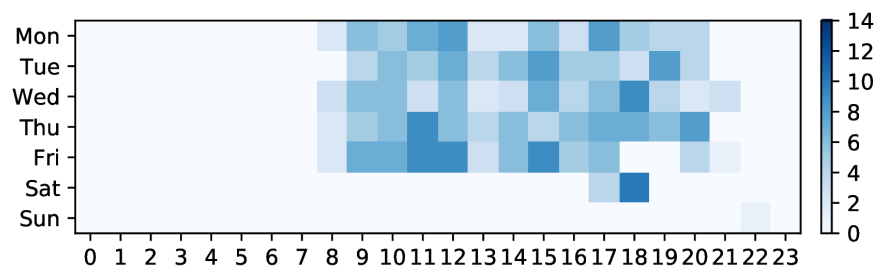


Per quanto concerne la durata di utilizzo dei social media durante l'attività di studio, si può notare come la variabile D aumenti in due differenti momenti della giornata: trasversalmente ai giorni della settimana, durante la fascia notturna da mezzanotte alle tre e durante le prime ore del mattino dalle sette alle nove. Al contrario, emerge una durata più breve di utilizzo durante il corso della giornata, specialmente nei giorni infrasettimanali.

Le due figure evidenziano che, seppur gli studenti sembrano distrarsi dall'attività di studio quasi indistintamente per il numero di volte che accedono alle applicazioni dei social media, la durata delle sessioni di accesso è più breve durante le ore giornaliere dove si concentrano maggiormente le attività accademiche.

Passando all'attività di frequenza delle lezioni e/o seminari, si ricorda che l'Università di Trento concentra l'attività didattica durante i giorni feriali dalle 8.00 del mattino alle 20.00 di sera. La frequenza delle lezioni durante il week-end o in fasce tarde della serata devono considerarsi degli *outliers* dovuti a errori degli studenti durante la compilazione del diario del tempo oppure indicano possibili lezioni non legate all'ambito universitario.

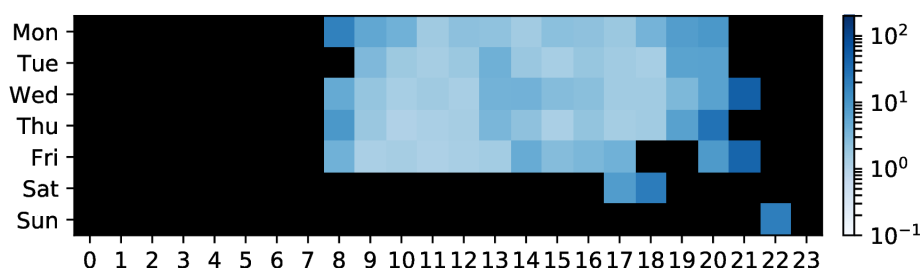
Figura 5.3: Distribuzione della variabile S , numero di accessi alle applicazioni di social media durante le lezioni.



Similmente alla Figura 5.1, la Figura 5.3 mostra come non ci sia una netta concentrazione di episodi relativi all'utilizzo dei social media da parte degli studenti in specifiche fasce orarie

ma, apparentemente, durante la giornata del venerdì si evidenzia un più alto numero di studenti che usano quelle applicazioni dal loro smartphone.

Figura 5.4: Distribuzione della variabile **D**, durata degli accessi alle applicazioni di social media durante le lezioni.



Rispetto alla durata media degli episodi di utilizzo dei social media durante lezione, il comportamento che emerge è che gli studenti rimangono connessi più a lungo durante le prime ore della mattina [7.30-8.30] probabilmente negli istanti prima l'inizio effettivo della lezione e a fine giornata, dalle 19.30 in poi quando probabilmente stanno uscendo da lezione o quando il livello di concentrazione diminuisce dopo una giornata in università. In generale, la distribuzione della durata media di utilizzo sembra abbastanza uniforme durante la settimana, sottolineando una possibile propensione al *multitasking* da parte degli studenti come sottolineato in alcune ricerche (Lepp e al., 2015).

Dopo questa prima panoramica, sono stati analizzati i valori medi delle tre variabili di utilizzo dei social media (**S**, **D** e **I**) rispetto a tutte le attività durante il giorno senza distinzioni, durante l'attività di studio e durante la frequenza alle lezioni. Per ogni tabella, in riga si trovano le applicazioni utilizzate distinte per categoria (tutte le app indistintamente, tutte le app relative ai social media, le app relative ai social network, quelle di messaggistica e quelle di utilizzo del web), mentre in colonna si trova il valore medio di utilizzo per ogni variabile (**S**, **D** e **I**), la deviazione standard e il numero di studenti⁴¹.

⁴¹ Il numero di studenti può cambiare perché non hanno fatto uso di quelle applicazioni o perché non hanno utilizzato quelle applicazioni durante una specifica attività.

Tabella 5.1: Media di utilizzo per tipologia di applicazioni (tutte le app, SM, SNS, IM e Web) e per variabile di comportamento (*S*, *D*, *I*) degli studenti senza distinzioni per attività svolta durante la settimana dell'esperimento SmartUnitn.

		Media	Dev.Std.	N
Tutte le app	<i>S</i>	282,22	114,04	67
	<i>D</i>	47,67	50,79	67
	<i>I</i>	236,37	136	67
SM	<i>S</i>	94,89	51,5	67
	<i>D</i>	69,13	22,65	67
	<i>I</i>	157,8	143,65	67
SNS	<i>S</i>	22,98	21,33	67
	<i>D</i>	140,25	96,28	66
	<i>I</i>	79,57	103,21	66
IM	<i>S</i>	62,86	40,37	67
	<i>D</i>	43,77	20,24	67
	<i>I</i>	180,89	155,24	67
Web	<i>S</i>	9,06	9,16	67
	<i>D</i>	98,71	40,46	60
	<i>I</i>	57,21	68,92	60

Note: *S* = quante volte sono state utilizzate in media quelle app da ogni studente durante la settimana; *D* = durata media dell'utilizzo delle applicazioni (in secondi) quando un'applicazione è in esecuzione; *I* = tempo (in secondi) che trascorre tra l'utilizzo di due applicazioni (la stessa o diverse tra loro), ovvero il periodo di inattività del telefono.

SM = social media; SNS = Social network; IM = Instant Messaging; Web = navigazione internet/browser.

Tabella 5.2: Media di utilizzo per tipologia di applicazioni (tutte le app, SM, SNS, IM e Web) e per variabile di comportamento (*S*, *D*, *I*) degli studenti durante l'attività di studio individuale.

		Media	Dev.Std.	N
Tutte le app	<i>S</i>	42,33	32,71	67
	<i>D</i>	44,52	20,88	64
	<i>I</i>	198,64	148,06	64
SM	<i>S</i>	15,49	13,85	67
	<i>D</i>	70,57	34,13	64
	<i>I</i>	121,69	97,38	64
SNS	<i>S</i>	3,41	3,24	67
	<i>D</i>	121,37	100,29	64
	<i>I</i>	94,99	224,91	64
IM	<i>S</i>	10,53	10,07	67
	<i>D</i>	49,86	30,57	64
	<i>I</i>	140,3	127,88	64
Web	<i>S</i>	1,54	1,23	67
	<i>D</i>	93,04	60,98	49
	<i>I</i>	58,57	104,83	49

Note: *S* = quante volte sono state utilizzate in media quelle app da ogni studente durante la settimana; *D* = durata media dell'utilizzo delle applicazioni (in secondi) quando un'applicazione è in esecuzione; *I* = tempo (in secondi) che trascorre tra l'utilizzo di due applicazioni (la stessa o diverse tra loro), ovvero il periodo di inattività del telefono.

SM = social media; SNS = Social network; IM = Instant Messaging; Web = navigazione internet/browser.

Tabella 5.3: Media di utilizzo per tipologia di applicazioni (tutte le app, SM, SNS, IM e Web) e per variabile di comportamento (*S*, *D*, *I*) degli studenti durante l'attività di frequenza lezioni.

		Media	Dev. Std.	N
Tutte le app	<i>S</i>	38,57	25,23	67
	<i>D</i>	36,23	17,29	64
	<i>I</i>	167,07	122,23	64
SM	<i>S</i>	12,53	9,62	67
	<i>D</i>	57,03	28,82	64
	<i>I</i>	134,21	203,93	64
SNS	<i>S</i>	2,82	3,75	67
	<i>D</i>	117,5	111,11	64
	<i>I</i>	66,65	87,27	64
IM	<i>S</i>	8,17	6,99	67
	<i>D</i>	36,65	25,74	64
	<i>I</i>	144,8	200,07	64
Web	<i>S</i>	1,53	2,04	67
	<i>D</i>	90,38	73,59	49
	<i>I</i>	87,82	280,39	49

Note: *S* = quante volte sono state utilizzate in media quelle app da ogni studente durante la settimana; *D* = durata media dell'utilizzo delle applicazioni (in secondi) quando un'applicazione è in esecuzione; *I* = tempo (in secondi) che trascorre tra l'utilizzo di due applicazioni (la stessa o diverse tra loro), ovvero il periodo di inattività del telefono.

SM = social media; SNS = Social network; IM = Instant Messaging; Web = navigazione internet/browser.

Senza considerare l'attività svolta dagli studenti, in media durante la settimana di riferimento, ogni studente ha fatto accesso (*S*) alle applicazioni relative ai social media (SM) circa 95 volte al giorno. La durata media di ogni sessione d'accesso (*D*) è di circa 69 secondi (Dev. Std. 22.65), a sottolineare come essi passino più di un minuto del loro tempo ogni volta che aprono un'applicazione appartenente al mondo dei social media. Se si considerano le app dei SM distinte per il loro scopo di utilizzo sono quelle relative alla messaggistica istantanea (IM) le applicazioni usate più di frequente, con una media di circa 63 volte al giorno. La durata media di ogni accesso è di circa 44 secondi. Le applicazioni relative ai social network (SN) come Facebook o Twitter sono usate meno di frequente dagli studenti con una media di circa 23 sessioni (*S*) al giorno, tuttavia la durata media di ogni sessione di utilizzo (*D*) è più lunga, più di due minuti a sessione in media (140 secondi, Dev.Std. 96) rispetto alle applicazioni di messaggistica come Whatsapp. Le applicazioni riguardanti la navigazione Web sono usate meno frequentemente sia per numero di sessioni (in media una volta al giorno) che per durata (99 Dev. Std. 40.46).

Se si considerano le attività di studio e lezione indicate dagli studenti attraverso il diario del tempo somministrato tramite i-Log, il quadro di riferimento cambia. Durante

l'attività di studio⁴² in media essi hanno utilizzato le applicazioni social media (senza distinzioni) circa 15 volte al giorno (Dev. Std. 13,85) con una durata media di circa 70 secondi per sessione (Dev. Std. 34.13). Contrariamente a quanto emerso precedentemente, durante lo studio individuale sono le applicazioni di messaggistica (IM) quelle utilizzate più frequentemente (in media 11 volte, Dev. Std. 10.07) a seguire troviamo i social network (SN) e le applicazioni web. Interessante notare è che, nonostante il numero di sessioni sia notevolmente diminuito rispetto all'utilizzo di queste applicazioni senza tenere conto dell'attività che lo studente stava svolgendo in quel momento, il valore della durata media di quelle sessioni durante l'attività di studio rimane pressoché invariato se non che aumentare quando si fa riferimento alle app IM (50 secondi, Dev. Std. 30.57). L'attività di frequenza alle lezioni è quella meno contaminata dall'utilizzo di queste applicazioni tramite smartphone da parte degli studenti: in generale per tutte le tipologie di applicazioni il numero di sessioni è minore e la durata media di ciascuna è più breve, a sottolineare una minor distrazione degli studenti quando si trovano in aula.

Riassumendo dunque, quello che emerge dall'integrazione tra i dati ottenuti dai sensori dello smartphone e quelli dal diario del tempo rispetto all'utilizzo delle applicazioni di social media da parte degli studenti è che: i) in media, gli studenti controllano le app SM più frequentemente e per maggior tempo mentre studiano rispetto a quando sono a lezione e che le sessioni di accesso quando gli studenti sono in aula avvengono in finestre temporali più ampie (più lunghi periodi di inattività **I**); tra le app di social media, sia durante lo studio che durante le lezioni, quelle IM sono le più controllate ma con un periodo più lungo di inattività tra le sessioni di utilizzo, mentre le app SNS sono quelle con una durata media maggiore, ciò è anche conforme al tipo di app e allo scopo per cui sono state pensate.

5.4.2 L'impatto dei Social media sulle performance accademiche

Al fine di analizzare la relazione tra utilizzo dei social media e performance accademiche degli studenti è stata utilizzata la correlazione di Pearson tra le variabili di utilizzo delle applicazioni e quelle dei risultati accademici (media e crediti)⁴³. In aggiunta sono state tenute sotto controllo il genere e la facoltà di appartenenza, distinguendole tra

⁴² Si ricorda che la domanda "Cosa stai facendo?" veniva chiesta ogni 30 minuti pertanto si assume come approssimazione della durata di ciascuna attività 30 minuti.

⁴³ Si giustifica l'utilizzo della correlazione data la numerosità del campione.

scientifiche e umanistiche, dato che precedenti evidenze empiriche hanno sottolineato la loro relazione con l'utilizzo dei social media⁴⁴.

Nella Tabella 5.4 e nella Tabella 5.5 le righe mostrano le variabili *S*, *D* e *I* rispetto al tipo di applicazioni utilizzate dagli studenti e alle attività svolte in quel momento (studio o lezione)⁴⁵. In colonna si trovano le variabili socio-demografiche e le performance degli studenti. Accanto ai valori dei coefficienti di correlazione tra parentesi è indicato il numero di studenti⁴⁶. L'ipotesi è che all'aumentare del numero di sessioni d'accesso (*S*) e della durata di utilizzo dei social media (*D*), peggiori siano le performance accademiche dal momento che un maggior tempo di utilizzo dello smartphone suggerisce maggior rischi di dipendenza rispetto a questo strumento e quindi meno tempo da dedicare a quelle attività strettamente collegate a una buon riuscita scolastica. Al contrario, la seconda ipotesi sottolinea un'associazione positiva tra i valori di *I* e i voti e i crediti degli studenti.

Tabella 5.4: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell'inattività di utilizzo (in secondi) e il voto medio ponderato degli studenti, distinguendo in momenti di utilizzo (durante lo studio individuale e la frequenza alle lezioni) e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.

		Voto medio ponderato					
		Tutti	Umanistico	Scientifico	Femmine	Maschi	
Studio	All	<i>S</i>	-0.04 (67)	-0.12 (29)	-0.12 (38)	-0.09 (27)	-0.04 (40)
		<i>D</i>	0.02 (65)	0.01 (28)	-0.08 (37)	0.15 (27)	-0.1 (38)
		<i>I</i>	0.26* (65)	0.29 (28)	0.28* (37)	0.15 (27)	0.37* (38)
	Social Media	<i>S</i>	-0.08 (67)	-0.16 (29)	-0.14 (38)	-0.05 (27)	-0.11 (40)
		<i>D</i>	-0.04 (64)	-0.14* (28)	-0.06 (36)	-0.24 (26)	0.06 (38)
		<i>I</i>	0.11 (64)	0.13 (28)	0.18 (36)	0.06 (26)	0.2 (38)
	SNS	<i>S</i>	-0.15 (67)	-0.17 (29)	-0.41** (38)	-0.22 (27)	-0.12 (40)
		<i>D</i>	0.02 (57)	-0.13 (25)	0.07 (32)	-0.18 (23)	0.12 (34)
		<i>I</i>	0.0 (57)	-0.12 (25)	0.13 (32)	-0.08 (23)	0.07 (34)
	IM	<i>S</i>	-0.05 (67)	-0.12 (29)	-0.07 (38)	-0.0 (27)	-0.1 (40)
		<i>D</i>	-0.08 (64)	-0.08 (28)	-0.08 (36)	-0.3 (26)	0.01 (38)
		<i>I</i>	0.23 (64)	0.17 (28)	0.3** (36)	0.06 (26)	0.35* (38)
	Web	<i>S</i>	0.03 (67)	-0.07 (29)	0.06 (38)	0.09 (27)	-0.01 (40)

⁴⁴ Nelle facoltà umanistiche sono compresi gli studenti di Lettere e Filosofia, Sociologia e Ricerca Sociale ed Economia; nelle facoltà scientifiche sono compresi gli studenti dei dipartimenti di Ingegneria, Matematica e Fisica di Ateneo.

⁴⁵ Le stesse correlazioni sono state fatte per l'utilizzo delle applicazioni senza distinzioni in base all'attività e sono state messe in appendice.

⁴⁶ Evidenziati in azzurro, per una maggior facilità di lettura, si trovano i coefficienti di correlazione statisticamente significativi.

Lezione	All	D	0.09 (49)	-0.07* (23)	0.13 (26)	0.12 (20)	0.07 (29)
		I	0.08 (49)	0.21 (23)	-0.02 (26)	0.15 (20)	0.06 (29)
		S	0.03 (67)	-0.26 (29)	0.24 (38)	-0.25 (27)	0.17 (40)
		D	-0.08(66)	-0.17 (29)	0.06 (37)	-0.25 (27)	0.06 (39)
		I	0.4** (66)	0.42 (29)	0.41** (37)	0.42 (27)	0.41* (39)
		S	-0.01 (67)	-0.3 (29)	0.17 (38)	-0.17 (27)	0.07 (40)
	Social Media	D	-0.11 (65)	0.01 (29)	-0.11 (36)	-0.51* (26)	0.05 (39)
		I	0.2 (65)	0.11 (29)	0.29 (36)	-0.11 (26)	0.31 (39)
		S	-0.21 (67)	-0.21 (29)	-0.2* (38)	-0.46 (27)	-0.08 (40)
	SNS	D	-0.13 (57)	-0.15* (26)	-0.2 (31)	-0.33** (22)	-0.01 (35)
		I	0.05 (57)	0.09 (26)	0.08 (31)	-0.13 (22)	0.2 (35)
		S	0.05 (67)	-0.27 (29)	0.25 (38)	0.01 (27)	0.07 (40)
	IM	D	-0.03 (65)	0.03 (29)	-0.01 (36)	-0.29 (26)	0.05 (39)
		I	0.18 (65)	0.08 (29)	0.27 (36)	-0.14 (26)	0.29 (39)
		S	0.15 (67)	-0.01 (29)	0.27 (38)	0.05 (27)	0.22 (40)
	Web	D	-0.19 (51)	-0.37 (22)	-0.06 (29)	-0.34 (21)	-0.14 (30)
		I	0.3* (51)	0.51 (22)	0.36 (29)	0.52* (21)	0.33 (30)

*p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001

Note: All= tutte le applicazioni; SM= social media (senza distinzioni); SNS= Social Network Sites; IM= Instant Messaging.

La Tabella 5.4 mostra che la correlazione tra la durata del periodo di inattività e il voto medio ponderato è positiva se non si controlla per le variabili socio-demografiche, per tutte le applicazioni (**All**) sia durante lo studio individuale (0.26, $p < 0.05$) sia durante le lezioni (0.40, $p < 0.001$). Più nello specifico, il periodo di inattività delle applicazioni riguardanti la navigazione web durante le lezioni, è positivamente correlata alla media dei voti: più lunghe le sessioni di inutilizzo migliori sono i risultati accademici (0.3, $p < 0.05$).

Tenendo in considerazione l'area di studio alla quale lo studente è immatricolato, l'utilizzo delle applicazioni ha degli effetti più forti per gli studenti immatricolati a un corso di studio scientifico piuttosto che umanistico. Infatti, la media ponderata degli studenti dell'area scientifica cresce all'allungarsi delle sessioni di inutilizzo (**I**) di tutte le applicazioni (durante lo studio: 0.28, $p < 0.05$; durante le lezioni: 0.41, $p < 0.01$) e decresce all'aumentare del numero di sessioni (**S**) di utilizzo di social network, sia durante l'attività di studio individuale (-0.41, $p < 0.01$) che quella di frequenza alle lezioni (-0.2, $p < 0.05$). Proseguendo, per quanto riguarda il genere, l'utilizzo dello smartphone durante l'attività di studio non sembra avere dei riscontri negativi sui crediti per le studentesse ma la durata media delle sessioni di utilizzo dei social media in generale, e dei SNS nello specifico, è associata negativamente alla media ponderata (SM: -0.51, $p < 0.05$; SNS: -0.33, $p < 0.01$). Invece non è tanto l'utilizzo di queste applicazioni da parte dei colleghi uomini ad avere riscontri negativi

sulla qualità delle performance, quanto una minor disattenzione dovuta all'utilizzo dello smartphone, sia durante lo studio che durante le lezioni, ad avere dei riscontri positivi (studio: 0.37, $p<0.05$; lezione: 0.41, $p<0.05$).

Tabella 5.5: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell'inattività di utilizzo (in secondi) e i crediti ottenuti dagli studenti, distinguendo in momenti di utilizzo (durante lo studio individuale e la frequenza alle lezioni) e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.

		C r e d i t i					
		Tutti	Umanistico	Scientifico	Femmine	Maschi	
Studio	All	<i>S</i>	0.02 (67)	0.11 (29)	-0.17 (38)	0.14 (27)	-0.06 (40)
		<i>D</i>	-0.12 (65)	-0.33 (28)	-0.09 (37)	-0.06 (27)	-0.2 (38)
		<i>I</i>	0.23 (65)	-0.02 (28)	0.4* (37)	0.11 (27)	0.36* (38)
	Social Media	<i>S</i>	-0.03 (67)	0.16 (29)	-0.26 (38)	0.07 (27)	-0.11 (40)
		<i>D</i>	-0.07 (64)	-0.41* (28)	0.02 (36)	-0.29 (26)	0.08 (38)
		<i>I</i>	0.14 (64)	-0.17 (28)	0.3 (36)	0.24 (26)	0.15 (38)
	SNS	<i>S</i>	-0.11 (67)	0.02 (29)	-0.49** (38)	0.08 (27)	-0.22 (40)
		<i>D</i>	0.17 (57)	-0.01 (25)	0.23 (32)	-0.09 (23)	0.29 (34)
		<i>I</i>	-0.01 (57)	-0.03 (25)	0.11 (32)	0.03 (23)	0.01 (34)
	IM	<i>S</i>	-0.01 (67)	0.22 (29)	-0.19 (38)	0.04 (27)	-0.06 (40)
		<i>D</i>	-0.06 (64)	-0.29 (28)	0.02 (36)	-0.22 (26)	0.04 (38)
		<i>I</i>	0.29* (64)	-0.12 (28)	0.46** (36)	0.29 (26)	0.33* (38)
	Web	<i>S</i>	0.07 (67)	0.07 (29)	0.03 (38)	0.08 (27)	0.07 (40)
		<i>D</i>	-0.18 (49)	-0.43* (23)	-0.15 (26)	-0.3 (20)	-0.1 (29)
		<i>I</i>	0.05 (49)	-0.17 (23)	0.19 (26)	-0.13 (20)	0.16 (29)
Lezione	All	<i>S</i>	0.02 (67)	-0.06 (29)	0.1 (38)	-0.05 (27)	0.07 (40)
		<i>D</i>	-0.11 (66)	-0.37 (29)	0.05 (37)	-0.14 (27)	-0.08 (39)
		<i>I</i>	0.31* (66)	0.0 (29)	0.44** (37)	0.33 (27)	0.32* (39)
	Social Media	<i>S</i>	-0.02 (67)	0.12 (29)	-0.02 (38)	-0.01 (27)	-0.03 (40)
		<i>D</i>	-0.21 (65)	-0.26 (29)	-0.15 (36)	-0.47* (26)	-0.11 (39)
		<i>I</i>	0.16 (65)	-0.13 (29)	0.24 (36)	0.28 (26)	0.16 (39)
	SNS	<i>S</i>	-0.24 (67)	-0.0 (29)	-0.34* (38)	-0.16 (27)	-0.3 (40)
		<i>D</i>	-0.24 (57)	-0.45* (26)	-0.11 (31)	-0.55** (22)	-0.08 (35)
		<i>I</i>	0.07 (57)	-0.08 (26)	0.21 (31)	0.2 (22)	-0.02 (35)
	IM	<i>S</i>	0.08 (67)	0.13 (29)	0.1 (38)	0.07 (27)	0.08 (40)
		<i>D</i>	-0.05 (65)	0.02 (29)	-0.04 (36)	-0.2 (26)	-0.01 (39)
		<i>I</i>	0.14 (65)	-0.11 (29)	0.23 (36)	0.22 (26)	0.15 (39)
	Web	<i>S</i>	0.09 (67)	0.11 (29)	0.12 (38)	0.04 (27)	0.12 (40)
		<i>D</i>	-0.15 (51)	-0.32 (22)	-0.03 (29)	-0.09 (21)	-0.18 (30)
		<i>I</i>	0.22 (51)	0.29 (22)	0.27 (29)	0.45* (21)	0.22 (30)

* $p<0.05$; ** $p<0.01$; *** $p<0.001$

Note: All= tutte le applicazioni; SM= social media (senza distinzioni); SNS= Social Network Sites; IM= Instant Messaging.

Dalla Tabella 5.5 emerge come non solo la qualità delle prestazioni accademiche ma anche lo stato di avanzamento della carriera universitaria degli studenti che hanno partecipato all'esperimento *SmartUnitn* può venire influenzata dall'utilizzo che essi fanno del proprio smartphone e, in particolare, delle applicazioni relative ai social media. Le analisi delle correlazioni effettuate su tutti gli studenti senza considerare le variabili socio demografiche non hanno evidenziato dei risultati particolarmente significativi. Maggiori evidenze emergono se si tengono distinti gli studenti sulla base del loro settore disciplinare. Per gli studenti appartenenti alle facoltà umanistiche è la durata media di utilizzo (**D**) delle applicazioni a incidere maggiormente sui crediti: utilizzare durante lo studio individuale le applicazioni social media in generale, e quelle relative al web nello specifico, ha dei riscontri negativi sul numero di crediti accumulati (-0.41, $p<0.05$; -0.43, $p<0.05$). Anche la durata media di utilizzo di SNS durante le lezioni in aula sembra essere indice di distrazione con possibili conseguenze negative sui crediti ottenuti da questi studenti (-0.45, $p<0.05$). I crediti ottenuti dagli studenti delle facoltà scientifiche sembrano beneficiare positivamente dei periodi di inutilizzo di tutte le applicazioni sia durante lo studio (0.4, $p<0.05$) sia durante le lezioni (0.44, $p<0.01$). Contemporaneamente, il numero di volte che questi studenti controllano i SNS ha un impatto negativo sulle loro performance (studio: -0.49, $p<0.01$; lezione: -0.34, $p<0.05$). Come per la media ponderata, i crediti ottenuti dalle studentesse risentono della durata delle sessioni di utilizzo dei social media (-0.47, $p<0.05$) e dei social network (-0.55, $p<0.01$) durante la frequenza alle lezioni, mentre un minor utilizzo dello smartphone (**I**) in generale da parte degli uomini è associato positivamente allo stato di avanzamento della loro carriera universitaria (studio: 0.36, $p<0.05$; lezione: 0.32, $p<0.05$).

Quanto emerso da queste analisi preliminari è che, come ipotizzato precedentemente, il numero degli accessi (**S**) e la loro durata (**D**) sono negativamente associate a voto medio e crediti, mentre la durata dei periodi di inattività (**I**) è correlata positivamente con risultati migliori. Queste variabili si comportano analogamente sia sul voto medio ponderato che sui crediti. Tuttavia i coefficienti di correlazione indicano un effetto maggiore di queste variabili di utilizzo sui crediti ottenuti, a suggerire come l'utilizzo di queste applicazioni durante le attività di studio e di lezione possano rallentare lo stato di avanzamento della loro carriera universitaria piuttosto che la qualità dei risultati ottenuti. Se si distinguono gli studenti in base al corso di studio al quale sono immatricolati emerge che, mentre per il settore umanistico è la durata media delle sessioni di utilizzo di alcune applicazioni la variabile a incidere maggiormente sulle loro performance, per il settore scientifico è il periodo di inattività la variabile preponderante nell'influenzare positivamente gli esiti universitari. L'interpretazione

di queste differenze, tuttavia, richiederebbe maggiori approfondimenti. Rispetto al genere, alcuni utilizzi fatti delle applicazioni di social media ha degli effetti negativi sulle performance delle studentesse, solamente se la distrazione avviene durante le lezioni e non nell'attività di studio individuale. Per gli uomini, non è tanto l'utilizzo delle app a incidere negativamente sulle performance quanto un periodo più lungo di inutilizzo dello smartphone ad essere positivamente associato ad esse.

5.5 Conclusioni

L'obiettivo generale di questo capitolo è stato di fornire alcune evidenze rispetto a come l'integrazione di due differenti fonti di informazioni, in questo caso dati dei sensori e dati del diario del tempo, consenta di rispondere ad alcuni interrogativi di ricerca in modo più puntuale e sistematico, andando a colmare alcune lacune empiriche e metodologiche presenti in letteratura. Nello specifico, questo capitolo si è proposto di colmare alcune lacune presenti sia negli studi delle scienze computazionali sia in quelli delle scienze sociali rispetto all'influenza che l'utilizzo dello smartphone e dei social media può avere sugli esiti educativi degli studenti.

Il metodo proposto mira a superare alcuni limiti intrinseci ai due tipi di dati utilizzati (risposte ai diari del tempo e sensori) in modo da accrescere il potere informativo dei risultati ottenuti. Partendo dal progetto *SmartUnitn* (vedere Capitolo 3 di questa tesi), sono state confermate alcune evidenze emerse dalla letteratura psicologica rispetto all'influenza negativa di un eccessivo utilizzo degli smartphone sulle performance universitarie, basandosi su tre variabili di utilizzo reali ottenute dai sensori difficilmente quantificabili con i tradizionali strumenti di raccolta dati della ricerca sociale.

A livello sostantivo, anche se alcuni studi hanno misurato puntualmente i comportamenti di dipendenza da smartphone e dai social media attraverso i dati dei sensori (Salehan e Negahban, 2013), suggerendo come essi possano rappresentare rischi tangibili per le generazioni di giovani, non hanno effettivamente analizzato l'impatto di questi comportamenti durante l'esperienza universitaria degli studenti. Rispetto a questo tema non esiste un generale consenso rispetto all'impatto negativo che la tecnologia in generale possa avere sui risultati accademici. Questo è dovuto sia al limitato numero di studi esistenti sia al fatto che questi studi sono caratterizzati da alcuni problemi legati alle misure utilizzate per

catturare i comportamenti di utilizzo delle persone, sia per problemi di campionamento (Junco e Cotten, 2011). Questo studio voleva inoltre essere esaustivo rispetto all'utilizzo dei social media fatto tramite smartphone, non considerando solamente i social network (nello specifico Facebook) o solamente le applicazioni di *instant messaging* ma tutte le reali sfaccettature che il mondo dei social media assume nella vita delle persone.

Considerare l'utilizzo di queste applicazioni durante le attività di studio e di lezione conferma come la gratificazione che ne deriva fa sì che gli studenti possano perdere il controllo del loro comportamento anche in quelle attività che si presuppone richiedano un'attenzione e una concentrazione elevata. Controllare le notifiche di applicazioni come Whatsapp o Facebook, diventa un'abitudine quotidiana difficilmente controllabile anche nelle situazioni nelle quali questi comportamenti sarebbero sconsigliati e, talvolta, proibiti (es. utilizzo dello smartphone in aula). Pertanto anche fornire una descrizione puntuale dei comportamenti di utilizzo da parte degli studenti, dividendoli per giorni della settimana e per fasce orarie, è utile a fornire una comprensione sistematica dei comportamenti stessi. Se è vero che durante le due attività di riferimento la frequenza di accesso alle applicazioni è minore, si evidenzia una durata simile rispetto ad altri momenti della giornata sottolineando come gli studenti non siano concentrati a dovere nell'attività che stanno svolgendo in quel momento. Non si vuole inferire che questi comportamenti siano necessariamente associati a una reale dipendenza dallo strumento tecnologico, non essendo l'obiettivo di questo studio, ma si vuole sottolineare il reale rischio di peggiori performance accademiche che ne può derivare.

I risultati, infatti, mostrano come utilizzare i social media durante l'attività di studio o di lezione evidenzia maggiormente l'associazione negativa che questo utilizzo può avere sulle performance accademiche rispetto al considerarlo senza distinguere le diverse attività che uno studente può fare durante la giornata⁴⁷. La frequenza con la quale gli studenti controllano queste applicazioni e la durata media di ciascun accesso, mostra un effetto simile sia per il voto medio ponderato che per i crediti conseguiti, tuttavia i coefficienti di correlazione sono in generale più grandi per i crediti, suggerendo maggiori ripercussioni sullo stato di avanzamento della carriera dello studente piuttosto che sulla qualità delle performance. Non è significativo solamente l'utilizzo delle applicazioni ma anche il loro non utilizzo: più lunghi sono i periodi di inattività tra un accesso e l'altro, migliori sembrano essere i risultati

⁴⁷ Vedere Tabella 5.6 e Tabella 5.7 in Appendice.

accademici, soprattutto per gli studenti dell'area scientifica piuttosto che di quella umanistica e per gli uomini piuttosto che per le donne.

Queste evidenze non sarebbero state possibili senza l'integrazione delle due fonti di dati, sottolineando come effettivi comportamenti che suggeriscono un rischio di dipendenza da smartphone, soprattutto durante lo studio individuale e le lezioni in aula, ostacolano gli studenti nei loro risultati. In generale, l'utilizzo dei social media sono una fonte importante di distrazione che può avere delle ripercussioni anche a livello produttivo di una società. Amministratori e personale accademico dovrebbero prendere consapevolezza di come i loro studenti fanno uso di queste tecnologie, tenendo anche in considerazione gli effetti negativi che ne possono derivare in modo da avere ulteriori elementi per sensibilizzare gli studenti a un uso consapevole e moderato dello smartphone e dei social media, specialmente durante quelle attività che sono strettamente in relazione a una buona riuscita scolastica. A tal fine, seminari o servizi di tutoraggio potrebbero aiutare gli studenti ad apprendere migliori strategie per gestire il proprio tempo e il carico di lavoro universitario in modo efficace.

Questi suggerimenti nascono da riflessioni che partono dall'essere umano ma se fosse la macchina, ovvero lo smartphone, ad avvisare l'utente di un eccessivo utilizzo durante alcune attività specifiche? Se fosse lo smartphone a riconoscere cosa un individuo sta facendo attraverso i sensori e a proporre soluzioni qualora questa azione fosse compromessa dal contesto esterno? Tornando al possibile problema affrontato da questo capitolo, ovvero come un uso eccessivo dei social media possa aumentare nello studente il rischio di dipendenza dallo strumento tecnologico compromettendo le sue performance accademiche, attraverso i sistemi di intelligenza artificiale, è immaginabile pensare di sviluppare soluzioni di supporto diverse dai servizi di tutoraggio messi a disposizione dall'università. O quantomeno, affiancare a questi servizi soluzioni alternative. Come è stato precedentemente descritto, molti comportamenti umani tra cui l'utilizzo dello smartphone, sono diventati delle abitudini talvolta inconsapevoli e automatizzate, intrinseche nella vita quotidiana degli individui. Immaginiamo che la macchina impari a riconoscere l'attività di studio o lezione attraverso i sensori, ad esempio la geolocalizzazione qualora lo studente si trovi in università o in biblioteca congiuntamente al calendario delle lezioni universitarie. Immaginiamo che la macchina registri l'uso che gli studenti fanno delle applicazioni sul loro smartphone, comprese quelle relative ai social media. Immaginiamo che studi futuri, che tengono conto di alcune caratteristiche individuali degli studenti possano definire una soglia di sovra-utilizzo di queste tecnologie che rischiano di compromettere la concentrazione necessaria all'apprendimento. Immaginiamo infine, che la macchina comunichi all'utente il suo

comportamento (a volte inconsapevole), rendendolo conscio degli eventuali effetti negativi che questo può produrre e che l'utente cambi il proprio (cattivo) comportamento in seguito a queste informazioni. Non è un obiettivo facile, ma settori disciplinari diversi dalle scienze sociali, come l'informatica, stanno cercando di sviluppare attraverso informazioni raccolte da strumenti tecnologici soluzioni e servizi *ad hoc* al fine di risolvere o facilitare alcuni problemi che le persone possono affrontare nella loro quotidianità, migliorando la qualità della loro vita.

Nonostante l'obiettivo di questo capitolo non fosse l'esaustività dei risultati ottenuti ma principalmente fornire una soluzione metodologica a un interrogativo di ricerca presente in letteratura, si vuole sottolineare i due limiti principali di questo lavoro. Il primo riguarda la ristretta finestra temporale di osservazione considerata (una settimana) rispetto ad altri studi delle scienze computazionali come ad esempio le dieci settimane considerate in SmartGPA (Wang e al., 2015) e l'anno di osservazione nel Copenhagen Networks Study (Karpinski et al., 2013). Tuttavia, avere ottenuto dei diari del tempo compilati per un'intera settimana supera notevolmente l'usuale giornata di riferimento (al massimo due giornate) utilizzate dai sociologi. Il secondo limite è la numerosità del campione di riferimento che, nonostante non sia paragonabile ad altri campioni utilizzati negli studi sociologici, ad esempio i 263 studenti in Rosen e al. (2013) e i 1839 studenti in Junco (2012), rispetto agli studi delle scienze computazionali risulta in linea, se non più esteso, per esempio 48 studenti in SmartGPA (Wang et al., 2015) e 35 studenti in Lee et al. (2017).

5.6 Appendice

Tabella 5.6: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell'inattività di utilizzo (in secondi) e i crediti ottenuti dagli studenti senza distinguere l'attività svolta e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.

		C r e d i t i								
		Umanistic	Scientific	Femmin	Maschi	F/S	F/U	M/S	M/U	
		Tutti	o	o	e					
All	<i>S</i>	-0.09 (68)	0.01 (30)	-0.2 (38)	0.05 (28)	-0.2 (40)	0.33 (10)	0.11 (16)	-0.41 (21)	-0.05 (14)
	<i>D</i>	0.01 (68)	-0.04 (30)	-0.0 (38)	-0.01 (28)	-0.02 (40)	-0.25 (10)	-0.11 (16)	0.05 (21)	-0.15 (14)
	<i>I</i>	0.13 (68)	-0.07 (30)	0.35* (38)	0.04 (28)	0.26 (40)	0.13 (10)	-0.13 (16)	0.41 (21)	-0.02 (14)
SM	<i>S</i>	-0.14 (68)	-0.01 (30)	-0.26 (38)	0.01 (28)	-0.25 (40)	0.05 (10)	0.07 (16)	-0.49* (21)	-0.02 (14)
	<i>D</i>	-0.04 (68)	-0.21 (30)	0.07 (38)	-0.25 (28)	0.1 (40)	-0.13 (10)	-0.28 (16)	0.15 (21)	-0.05 (14)
	<i>I</i>	0.14 (68)	-0.07 (30)	0.39* (38)	0.01 (28)	0.31 (40)	0.21 (10)	-0.15 (16)	0.46* (21)	0.05 (14)
SNS	<i>S</i>	-0.22 (68)	-0.05 (30)	-0.46** (38)	0.03 (28)	-0.41** (40)	-0.29 (10)	0.12 (16)	-0.5* (21)	-0.26 (14)
	<i>D</i>	-0.0 (67)	-0.27 (29)	0.2 (38)	-0.1 (27)	0.05 (40)	0.06 (10)	-0.38 (15)	0.2 (21)	-0.24 (14)
	<i>I</i>	0.05 (67)	-0.15 (29)	0.24 (38)	-0.18 (27)	0.24 (40)	0.19 (10)	-0.38 (15)	0.21 (21)	0.25 (14)
IM	<i>S</i>	-0.09 (68)	0.01 (30)	-0.16 (38)	-0.01 (28)	-0.16 (40)	0.11 (10)	0.02 (16)	-0.4 (21)	0.08 (14)
	<i>D</i>	-0.08 (68)	-0.09 (30)	-0.05 (38)	-0.27 (28)	-0.02 (40)	0.06 (10)	-0.73** (16)	-0.08 (21)	0.38 (14)
	<i>I</i>	0.06 (68)	-0.13 (30)	0.18 (38)	-0.06 (28)	0.17 (40)	-0.25 (10)	-0.16 (16)	0.26 (21)	-0.1 (14)
We b	<i>S</i>	0.13 (68)	0.04 (30)	0.2 (38)	0.04 (28)	0.2 (40)	0.14 (10)	-0.03 (16)	0.22 (21)	0.1 (14)
	<i>D</i>	-0.07 (61)	-0.56** (27)	0.21 (34)	-0.2 (25)	0.05 (36)	0.26 (9)	-0.48 (14)	0.23 (18)	-0.68* (13)
	<i>I</i>	0.04 (61)	0.04 (27)	-0.04 (34)	0.31 (25)	-0.11 (36)	0.2 (9)	0.17 (14)	-0.19 (18)	0.1 (13)

*p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001

Note: All= tutte le applicazioni; SM= social media (senza distinzioni); SNS= Social Network Sites; IM= Instant Messaging.

Tabella 5.7: Coefficienti di correlazione tra le variabili numero di accessi, durata degli accessi (in secondi) e durata dell'inattività di utilizzo (in secondi) senza distinguere l'attività svolta e la media ponderata degli studenti, e controllando per le variabili socio-demografiche di genere e area di studio.

		Media ponderata								
		Umanistic	Scientific	Femmin	Maschi	F/S	F/U	M/S	M/U	
		Tutti	o	o	e					
All	S	-0.05 (68)	-0.2 (30)	0.02 (38)	-0.13 (28)	-0.0 (40)	0.29 (10)	-0.31 (16)	-0.24 (21)	-0.0 (14)
	D	0.07 (68)	0.07 (30)	-0.06 (38)	0.08 (28)	-0.03 (40)	-0.4 (10)	0.05 (16)	0.06 (21)	-0.11 (14)
	I	0.14 (68)	0.11 (30)	0.19* (38)	0.1 (28)	0.2 (40)	-0.69 (10)	0.15 (16)	0.48 (21)	-0.04 (14)
SM	S	-0.09 (68)	-0.3 (30)	0.0 (38)	-0.05 (28)	-0.1 (40)	0.23 (10)	-0.3 (16)	-0.3* (21)	-0.25 (14)
	D	0.03 (68)	0.09 (30)	0.0 (38)	-0.28 (28)	0.19 (40)	-0.7 (10)	-0.03 (16)	0.19 (21)	0.31 (14)
	I	0.14 (68)	0.15 (30)	0.16* (38)	0.07 (28)	0.21 (40)	-0.56 (10)	0.18 (16)	0.43* (21)	0.05 (14)
SNS	S	-0.18 (68)	-0.16 (30)	-0.31** (38)	-0.21 (28)	-0.16** (40)	-0.23 (10)	-0.31 (16)	-0.32* (21)	0.12 (14)
	D	0.05 (67)	-0.04 (29)	0.06 (38)	-0.05 (27)	0.09 (40)	-0.64 (10)	0.04 (15)	0.08 (21)	-0.03 (14)
	I	0.09 (67)	-0.06 (29)	0.26 (38)	-0.07 (27)	0.21 (40)	-0.24 (10)	0.05 (15)	0.31 (21)	-0.13 (14)
IM	S	-0.07 (68)	-0.28 (30)	0.06 (38)	0.02 (28)	-0.11 (40)	0.27 (10)	-0.16 (16)	-0.27 (21)	-0.38 (14)
	D	-0.05 (68)	0.04 (30)	-0.04 (38)	-0.35 (28)	0.03 (40)	-0.34 (10)	-0.37** (16)	0.04 (21)	0.25 (14)
	I	0.12 (68)	0.17 (30)	0.08 (38)	-0.04 (28)	0.24 (40)	-0.63 (10)	0.16 (16)	0.31 (21)	0.2 (14)
Web	S	0.19 (68)	-0.05 (30)	0.38 (38)	0.1 (28)	0.26 (40)	0.26 (10)	-0.06 (16)	0.28 (21)	-0.07 (14)
	D	-0.02 (61)	-0.19** (27)	0.09 (34)	-0.26 (25)	0.14 (36)	-0.19 (9)	-0.27 (14)	0.08 (18)	-0.0* (13)
	I	-0.06 (61)	0.21 (27)	-0.33 (34)	0.31 (25)	-0.18 (36)	-0.22 (9)	0.46 (14)	-0.32 (18)	0.12 (13)

*p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001

Note: All= tutte le applicazioni; SM= social media (senza distinzioni); SNS= Social Network Sites; IM= Instant Messaging.

6. Conclusioni alla tesi

La tesi è stata strutturata affrontando due problematiche, una di natura empirica e una di natura metodologica. Ciò è stato possibile anche grazie al progetto di ricerca *SmartUnitn* che, aldilà dei meri risultati emersi dall'analisi, ha voluto dimostrare la rilevanza dell'interdisciplinarietà nel cercare di rispondere a interrogativi di ricerca tradizionalmente sociologici. Oggi la società dell'informazione è nel pieno di una rivoluzione che solamente qualche decennio fa sembrava impossibile. I *device* tecnologici e lo sviluppo di mezzi e tecniche informatiche hanno consentito, in alcuni casi, anche agli scienziati sociali di affrontare il proprio percorso di ricerca in un modo nuovo. Percorsi di ricerca diversi e innovativi sono spesso accompagnati da un giustificabile scetticismo da parte di alcuni colleghi: i limiti ci sono ma le potenzialità sono altrettanto presenti. Solo la conoscenza di vantaggi e criticità può portare alla costruzione di un percorso di ricerca ragionato ed efficace.

Da un punto di vista empirico, il primo e il secondo capitolo della tesi, hanno cercato di rispondere a due interrogativi di ricerca riguardanti il successo accademico degli studenti universitari. Se, come visto in precedenza, l'effetto del capitale culturale familiare sulle performance è stato ampiamente dimostrato nei primi livelli del sistema educativo, in letteratura questa relazione non sempre è stata confermata, soprattutto a livello universitario, sostenuta da motivi teorici noti agli esperti della sociologia dell'educazione. L'ipotesi che ha supportato il primo capitolo è stata che il capitale culturale familiare non esaurisse la sua influenza una volta fatta la scelta del corso universitario al quale lo studente si immatricola, ma che continuasse anche (e soprattutto) durante il primo anno di studi mediante il bagaglio informativo della famiglia d'origine. Questo è stato parzialmente confermato dai modelli di equazione strutturale sviluppati nel primo capitolo. Esiste, infatti, una relazione diretta tra capitale culturale familiare e voto medio ponderato agli esami, nello specifico di coloro che hanno genitori laureati rispetto ai colleghi con genitori con basso titolo di studio. La comparazione tra diversi settori disciplinari ha consentito di esplorare maggiormente questa relazione evidenziando come gli studenti iscritti a economia o giurisprudenza, sia che abbiano genitori con diploma sia che abbiano genitori con titolo inferiore, al momento della rilevazione hanno una media universitaria inferiore rispetto ai loro colleghi con genitori laureati iscritti al medesimo settore disciplinare. Un altro aspetto importante emerso dalle

analisi è che la relazione tra capitale culturale e performance accademiche non sussiste quando quest'ultime sono misurate attraverso i crediti conseguiti.

Avere genitori laureati può consentire agli studenti l'accesso ad alcune *non cognitive skills* che, aldilà delle abilità individuali, possono essere utili soprattutto agli studenti iscritti al primo anno, non sempre adeguatamente preparati ad affrontare il percorso universitario. Oltre a ipotizzare un effetto diretto delle origini sociali sui risultati universitari, si è ipotizzato un effetto dei meccanismi di trasmissione di informazioni tra genitori e figli anche rispetto all'organizzazione del tempo e delle scadenze universitarie, misurate sia attraverso il livello di procrastinazione individuale sia attraverso il tempo medio giornaliero dedicato allo studio. Se rispetto alla prima variabile i modelli di equazione strutturale non hanno confermato un'associazione significativa, sottolineando la linea teorica presente in letteratura psicologica che la considera un tratto dell'individuo piuttosto che una caratteristica trasmissibile e condizionabile dal contesto, rispetto alla seconda variabile è emerso che gli studenti con genitori che hanno un massimo titolo di studio equivalente al diploma, in media, dedicano meno tempo allo studio rispetto ai colleghi con genitori laureati. Questo è vero solamente per gli studenti appartenenti al settore economico-giuridico rispetto agli altri studenti dell'Ateneo dove l'effetto risulta significativo. Di contro, dai modelli proposti nel primo capitolo, si evince che la tendenza a posporre compiti e obiettivi è una caratteristica fondamentale rispetto a una buona riuscita scolastica, sia che si misuri in voto medio che in crediti mentre, al contrario delle evidenze empiriche presenti in letteratura, il tempo medio di studio individuale sembra non influenzare gli esiti universitari.

Esiste dunque un ruolo della cultura derivante dalla famiglia di origine nel plasmare le azioni individuali. Vaisey (2008) ha riassunto due idealtipi rispetto a come i sociologi considerano il ruolo della cultura nell'agire. Il primo, definito 'modello Socratico,' si appoggia all'interpretazione di Parsons dell'agire razionale rispetto al valore di Weber, la quale sostiene che siano credenze e valori a motivare la scelta a un determinato agire piuttosto che a un altro, richiamando la teoria della scelta razionale di Becker. In questo primo capitolo, nello specifico, si è sostenuto che le credenze e valori fossero trasmessi dai genitori ai figli. Il secondo, definito 'modello Skinneriano' (*Skinnerian model*) pone invece l'accento sull'importanza dell'ambiente esterno rispetto all'agire, come se l'impulso all'azione risieda al di fuori della persona stessa. Fatta questa premessa, Vaisey sostiene una modellazione reciproca delle motivazioni interiorizzate dagli individui e degli ambienti che li circondano, sostenendo la teoria del doppio processo. Le persone dunque hanno due sistemi cognitivi, il primo veloce e inconscio e il secondo riflessivo e consapevole mostrando come

la cultura venga interiorizzata diversamente e come questi diversi motivi giustifichino il loro agire. Ritornando a quanto emerso da questo primo capitolo della tesi, seppur la motivazione teorica alla base fosse più affine al primo modello Socratico, emerge una non completa influenza di quei valori e motivazioni da loro interiorizzate sulle azioni degli studenti, come il tempo dedicato allo studio. Va tuttavia ricordato che il dato rappresentante questo tipo di informazione era di tipo aggregato: gli studenti hanno dovuto fare uno sforzo di memoria in primis e di calcolo poi, per rispondere alla domanda del questionario che chiedeva loro di indicare le ore medie giornaliere dedicate allo studio. Nella duplice convinzione che il risultato ottenuto in questo capitolo relativo all'influenza dello studio individuale sulle performance accademiche sia stato influenzato sia da aspetti culturali diversi - esterni allo studente - sia dallo strumento di raccolta dati utilizzato, il secondo capitolo di questa tesi ha voluto approfondire la relazione tra uso del tempo e performance universitarie, attraverso i dati ottenuti da un diario del tempo compilato dagli studenti che, come evidenziato nel corso del capitolo, ha dei vantaggi rispetto alle domande che chiedono il tempo medio speso in una specifica attività dei questionari cartacei o web.

Anche il secondo capitolo è nato da una lacuna empirica presente in letteratura. In questo caso però, più che mossa da motivazioni teoriche, questa lacuna fa riferimento ad alcune questioni metodologiche relative alla difficoltà di ottenere dati affidabili riguardo alla gestione che gli studenti fanno del tempo che hanno a disposizione durante il giorno. Si è scelto di strutturare il capitolo comparando gli studenti iscritti al primo anno con quelli del secondo e del terzo, ipotizzando che, col progredire dell'esperienza universitaria, gli studenti potessero imparare a gestire il proprio tempo in modo più efficace. Quest'ipotesi è stata parzialmente confermata dai modelli di regressione lineare presenti nel capitolo. Seppur ci si aspettasse che le variabili relative al numero di episodi di un'attività specifica svolta durante l'arco della giornata avessero un impatto maggiore sulle performance degli studenti del primo anno rispetto ai loro colleghi più "anziani", ciò non si è verificato per tutte le attività incluse nel modello. Mentre gli episodi di utilizzo di internet e dello smartphone durante il giorno hanno un impatto negativo sulle performance solamente per gli studenti del primo anno, il numero di episodi di attività accademiche, che ricordiamo nel primo capitolo non sembrava influenzare i risultati universitari, ha avuto un effetto positivo soprattutto sugli esiti universitari degli studenti del secondo anno, così come l'attività fisica. Queste evidenze sostengono delle diversità nell'organizzazione temporale degli studenti di anni di corso differenti e mostrano la rilevanza di suddividerli in base all'anno accademico al quale sono iscritti nel comprendere maggiormente la relazione tra uso del tempo e performance

accademiche. Inoltre è stato possibile individuare tre gruppi di studenti sulla base delle attività svolte durante il giorno, emersi da una clusterizzazione, rilevando come due di questi gruppi, per la loro gestione del tempo, siano più “a rischio” di altri nel fallire in ambito universitario. Questi due gruppi sono caratterizzati soprattutto da un elevato numero di episodi di utilizzo dello smartphone e di relax durante il giorno di compilazione del diario del tempo. Con questi risultati non si ambisce a sostenere che una gestione efficiente del tempo sia l’unico indicatore di migliori performance ma piuttosto di sottolineare la rilevanza delle capacità organizzative, anche per quegli studenti che si trovano già ad aver superato il “duro scoglio” del primo anno. Approfondimenti futuri potrebbero indagare maggiormente questi aspetti sfruttando la natura dinamica dei dati relativi alla giornata tipo dello studente: probabilmente non solo il numero di episodi relativi a una specifica attività, ma anche la loro sequenza e la loro durata giornaliera, potrebbero far emergere pattern interessanti di comportamento che potrebbero avere risvolti differenti rispetto ai risultati accademici. Da un punto di vista empirico dunque, i risultati di questo capitolo possono rappresentare un punto di partenza per analisi future; da un punto di vista sostanziale essi possono rappresentare un punto di partenza per costruire e fornire agli studenti degli strumenti di sostegno, come seminari mirati o un servizio di tutoraggio, al fine di prendere decisioni e seguire strategie utili in termini di rafforzamento delle proprie capacità organizzative. Ciò lo si riteneva particolarmente rilevante per gli studenti che hanno affrontato il passaggio dalla scuola secondaria al sistema educativo terziario: i risultati suggeriscono come questi servizi di supporto potrebbero essere integrati in tutto il percorso universitario dello studente.

Nei primi due capitoli sono emersi delle questioni problematiche relative agli strumenti utilizzati per ottenere l’informazione e all’affidabilità del dato raccolto. Nel caso specifico dei diari del tempo, cosa succederebbe se esistesse una tecnologia in grado di ottenere un’informazione sul comportamento dell’individuo in *real time* che ovviasse, ad esempio, i problemi di *bias* della memoria e delle risposte condizionate da questioni di desiderabilità sociale? Tutto farebbe presupporre che qualsiasi scienziato sociale adotterebbe questa tecnologia. Tuttavia, come sottolineato nell’introduzione alla tesi, le informazioni ottenute attraverso tecnologie digitali - come le applicazioni per smartphone - sono caratterizzate da alcuni aspetti in contraddizione con dei capisaldi della ricerca sociale: l’abbandono del campionamento casuale a favore di un universo $N = \text{tutti}$ che porta con sé un po’ di confusione, la correlazione a discapito dell’analisi causale e, soprattutto, il lasciar parlare i dati senza basarsi sul tradizionale approccio *theory driven*. Quello che il terzo capitolo di questa tesi ha cercato di mettere in luce è che non si è davanti a un cambio totale

di paradigma nell'utilizzo dei Big Data, ma come, piuttosto, un approccio interdisciplinare possa far lavorare insieme discipline diverse in vista di un obiettivo specifico traendone dei benefici da entrambe. L'esperimento *SmartUnitn* è stato il lavoro di ricerca principale di questa tesi di dottorato che, progettato in tutte le sue fasi, ha consentito di esplorare alcune questioni relative sia alla relazione uso del tempo-performance accademiche, che strumenti tradizionali non avrebbero consentito di esplorare, sia legate a quegli strumenti utilizzati dai ricercatori nelle loro analisi nonostante siano consapevoli di alcuni limiti ad essi intrinseci. Nel caso specifico dei diari del tempo ci si può trovare davanti a due problemi in grado di modificare la qualità del dato ottenuto. Il primo si rifà ai problemi cognitivi, intesi come le discrepanze tra la dimensione cognitiva/temporale e la realtà, dovute a difetti di memoria o a una eccessiva semplificazione dell'esperienza individuale a causa dal ritardo nella compilazione del diario tempo. Il secondo è l'accuratezza nella compilazione, che fa riferimento alla scarsa attenzione prestata dai rispondenti durante la compilazione del questionario, spesso dettata da noia o fastidio rispetto allo strumento. I sensori dello smartphone hanno consentito di misurare puntualmente il modo con cui gli studenti hanno risposto al diario del tempo digitale per un'intera settimana. Nel caso di questo progetto, questi sensori non hanno consentito di ottenere dati al 100% affidabili tuttavia hanno aiutato a individuare quelle risposte errate fornite dagli studenti volontariamente (o meno), consentendo così un processo di supporto alla qualità del dato che difficilmente avveniva con i tradizionali strumenti di raccolta dati.

Da ultimo, anche nel quarto capitolo empirico di questa tesi, si è voluta sostenere l'importanza di integrare due differenti fonti di informazioni (dati dei sensori e dati del diario del tempo) al fine di rispondere ad alcuni interrogativi di ricerca in modo più puntuale e sistematico, andando a colmare alcune le empiriche e metodologiche presenti in letteratura. Nello specifico, la letteratura ha evidenziato un'influenza negativa nell'uso dei social media sui risultati accademici degli studenti ma il problema è sempre lo stesso: come l'informazione sui comportamenti di utilizzo è stata ottenuta. L'uso dei social network, soprattutto Facebook, è stato misurato negli studi sociologici in alcuni casi attraverso l'osservazione partecipante in altri, attraverso una domanda specifica inserita nei questionari. Ma per quanto questa osservazione possa essere un'approssimazione affidabile della realtà non sarà mai la realtà stessa. Il prendere in prestito il modo di studiare il comportamento delle persone dalle scienze computazionali ha consentito di cambiare approccio rispetto ad alcuni interrogativi, facendo dell'interdisciplinarietà, ancora una volta, un capo saldo. Le analisi hanno completato alcuni aspetti che la *review* della letteratura ha dimostrato essere carenti. Innanzitutto sono state

considerate tutte le applicazioni dei social media utilizzate e non solo le più diffuse come Facebook. L'utilizzo dei diari del tempo ha inoltre consentito di verificare l'utilizzo di queste applicazioni per un'intera settimana durante due attività specifiche legate a una buona riuscita scolastica, come andare a lezione o studiare che, sulla base delle conoscenze acquisite dalla letteratura, non era stato ancora condotto in modo puntuale. I risultati delle correlazioni mostrano che l'utilizzo delle applicazioni, soprattutto durante le due specifiche attività, è associato negativamente alle performance accademiche sia che queste siano misurate in voto medio ponderato degli esami sia in crediti conseguiti.

Così come per il terzo capitolo, anche quest'ultimo non ha avuto la pretesa di essere esaustivo nei risultati ottenuti quanto piuttosto di proporre degli approcci interdisciplinari che, impiegando nuove tecnologie di raccolta dati, potessero da una parte aiutare a risolvere alcuni aspetti problematici legati agli strumenti utilizzati dai sociologi e dall'altra fornire indicazioni utili al fine di rispondere a interrogativi di ricerca esistenti in modo più puntuale ed esaustivo.

Per concludere, potenzialità e limiti di questo lavoro sono stati esplicitati nel corso dei capitoli empirici, le strategie adottate sono state pensate per rispondere nel modo più adeguato possibile agli interrogativi teorici e metodologici proposti nonostante la consapevolezza che l'analisi di tutti i temi trattati potrebbe continuare anche al fine di rendere queste prime evidenze trasferibili su più larga scala. Considero questo lavoro un grande punto di partenza personale che, attraverso risorse cognitive e tecniche a tratti limitate, mi ha consentito di affacciarmi a questo mondo tanto affascinante quanto complesso. Da qui è iniziata la mia vera e propria sfida con il mondo dei Big Data.

7. Bibliografia

Al-Barashdi, H. S., Bouazza, A., & Jabur, N. H. (2015). Smartphone addiction among university undergraduates: A literature review. *Journal of Scientific Research & Reports*, 4 , 210–225.

Al-Eidan, E. A. (2017). TECHNOLOGY IN CLASSROOMS: TOOLS, ADVANTAGES, BARRIERS, ATTITUDES AND RESOURCES LIMITATION. *British Journal of Education*, 5(1), 38-53.

Agarwal, S. D., Bennett, W. L., Johnson, C. N., & Walker, S. A model of crowd enabled organization: Theory and methods for understanding the role of twitter in the occupy protests. *International Journal of Communication*, 8, 27 2014), 646-672.

Anderson, C. (2008). The end of theory: The data deluge makes the scientific method obsolete. *Wired*, 23 June 2008. Available at: http://www.wired.com/science/discoveries/magazine/16-07/pb_theory.

Andrews, S., Ellis, D. A., Shaw, H., & Piwek, L. (2015). Beyond self-report: tools to compare estimated and real-world smartphone use. *PloS one*, 10 , e0139004.

ANVUR, (2016). Rapporto biennale sullo stato del sistema universitario e della ricerca. Roma.

Ås, D. (1978). Studies of time-use: problems and prospects. *Acta Sociologica*, 21(4), 125-141.

Astin, A. (1984). Student involvement: A developmental theory for higher education. *Journal of College Student Personnel*, 25(4), 297–308.

Astin, A. W. (1998). The changing American college student: Thirty-year trends, 1966-1996. *The Review of Higher Education*, 21(2), 115-135.

Babcock, P., & Marks, M. (2010). The falling time cost of college: Evidence from half a century of time use data. *Review of Economics and Statistics*, 93(2), 468–478.

Balkis, M., Duru, E., & Bulus, M. (2013). Analysis of the relation between academic procrastination, academic rational/irrational beliefs, time preferences to study for exams, and academic achievement: a structural model. *European journal of psychology of education*, 28(3), 825-839.

Becker, G. S. (1965). A theory of the allocation of time. *The Economic Journal*, 75, 493-517.

Becker, G. S. (1975). Front matter, human capital: a theoretical and empirical analysis, with special reference to education. In *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education, Second Edition* (pp. 22-0). NBER.

Beer, D. (2012). Using social media data aggregators to do social research. *Sociological Research Online*, 17(3), 1-12.

Bell, D. (1973). The coming of post-industrial society: a venture in social forecasting Basic Books. *New York*.

Beranuy, M., Oberst, U., Carbonell, X., & Chamarro, A. (2009). Problematic Internet and mobile phone use and clinical symptoms in college students: The role of emotional intelligence. *Computers in Human Behavior*, 25(5), 1182–1187.

Bianchi, A., & Phillips, J. G. (2005). Psychological predictors of problem mobile phone use. *CyberPsychology & Behavior*, 8(1), 39–51.

Blumler, J. G., & Katz, E. (1974). The uses of mass communications: Current perspectives on gratifications research. Beverly Hills, California.

Boase, J., & Ling, R. (2013). Measuring mobile phone use: Self-report versus log data. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 18, 508–519.

Bolger, N., Davis, A., & Rafaeli, E. (2003). Diary methods: Capturing life as it is lived. *Annual review of psychology*, 54(1), 579-616.

Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, communication & society*, 15(5), 662-679.

Bourdieu, P. (1986) The forms of capital. In J. Richardson (Ed.) *Handbook of Theory and Research for the Sociology of Education* (New York, Greenwood), 241 - 258

Bourdieu, P. (1989). *La noblesse d'Etat*. Paris: Minuit.

Bourdieu, P. (1979). *La distinction: Critique sociale du jugement*. Paris: Edition de Minuit.

Bourdieu P. Passeron J.-C. (1977) *Reproduction*. In *Education, Society and Culture*. London and Beverly Hills Sage.

Bourdieu P. (1996). *The State Nobility*. Cambridge Polity Press.

Bratti, M., Checchi, D., e de Blasio, G., (2008). Does the Expansion of Higher Education Increase the Equality of Educational Opportunities? Evidence from Italy. IZA Discussion Papers 3361, Institute for the Study of Labor (IZA).

Browne, M. W., & Cudeck, R. (1992). Alternative ways of assessing model fit. *Sociological Methods & Research*, 21(2), 230-258.

Bukodi, E., & Goldthorpe, J. H. (2013). Decomposing ‘Social Origins’: The effects of parents’ class, status, and education on the educational attainment of their children. *European Sociological Review*, 29(5), 1024–1039.

Button, S. B., Mathieu, J. E., & Zajac, D. M. (1996). Goal orientation in organizational research: A conceptual and empirical foundation. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 67, 26-48.

Brint, S., & Cantwell, A. M. (2010). Undergraduate time use and academic outcomes: Results from the University of California Undergraduate Experience Survey 2006. *Teachers College Record*, 112(9), 2441-2470.

Cappellari, L., e Lucifora, C., (2008). The "Bologna Process" and College Enrolment Decisions. IZA Discussion Papers 3444, Institute for the Study of Labor (IZA).

Centellegher, S., De Nadai, M., Caraviello, M., Leonardi, C., Vescovi, M., Ramadian, Y., Oliver, N., Pianesi, F., Pentland, A., Antonelli, F., (2016), «The mobile territorial lab: a multilayered and dynamic view on parents daily lives», *EPJ Data Science*, 5(1), 3.

Chawla, N. V. and Davis, D. A. Bringing big data to personalized healthcare: a patient-centered framework. *Journal of general internal medicine*, 28 Suppl 3(Sep 2013), S660-665.

Cheung, C. M., & Lee, M. K. (2010). A theoretical model of intentional social action in online social networks. *Decision Support Systems*, 49(1), 24–30.

Choi, J. N., and S. V. Moran. (2009). Why Not Procrastinate? Development and Validation of a New Active Procrastination Scale. *The Journal of Social Psychology* 149 (2): 195–212.

Corkin, D. M., Shirley, L. Y., & Lindt, S. F. (2011). Comparing active delay and procrastination from a self-regulated learning perspective. *Learning and Individual Differences*, 21(5), 602-606.

Collins, R. (1971). Functional and conflict theories of educational stratification. *American sociological review*, 1002-1019.

Crawford, K., & Schultz, J. (2014). Big data and due process: Toward a framework to redress predictive privacy harms. *BCL Rev.*, 55, 93.

Csikszentmihalyi, M. (1990). *The psychology of optimal experience*. New York: Harper Collins.

De Graaf, N. D., De Graaf, P. M., & Kraaykamp, G. (2000). Parental cultural capital and educational attainment in the Netherlands: A refinement of the cultural capital perspective. *Sociology of education*, 92-111.

DesJardins, S., Toutkoushian, R. (2005). Are students really rational? The development of rational thought and its application to student choice. *Higher education: Handbook of theory and research*, 191-240.

Dewitte, S., and H. Schouwenburg. (2002). Procrastination, Temptations, and Incentives: The Struggle between the Present and the Future in Procrastinators and the Punctual. *European Journal of Personality* 16: 469–89.

De Zoysa, A., & Rudkin, K. M. (2007). The effects of employment on academic performance of Australian accounting students.

Dietz, F., M. Hofer, and S. Fries. (2007). Individual Values, Learning Routines and Academic Procrastination. *British Journal of Educational Psychology*, 77: 893–906.

Driscoll, K., Ananny, M., Guth, K., Kazemzadeh, A., Leavitt, A. and Thorson, K. Big bird, binders, and bayonets: Humor and live-tweeting during the 2012 US presidential debates. *Selected Papers of Internet Research*, 32013).

Dweck, C. S. (1986). Motivational processes affecting learning. *American psychologist*, 41(10), 1040.

Eagle, N., & Pentland, A. S. (2006). Reality mining: sensing complex social systems. *Personal and ubiquitous computing*, 10 , 255–268.

Epple, D. & Romano, R. (2011). Peer Effects in Education: A Survey of the Theory and Evidence, in A. B. Jess Benhabib and M. O. Jackson, eds., "Handbook of Social Economics," vol. 1, pp. 1053–1163, North-Holland.

Erdoğan, D. U. R. U. (2009). Prevalence of academic procrastination behavior among pre-service teachers, and its relationship with demographics and individual preferences. *Journal of Theory and Practice in Education*, 5(1), 18-32.

Fernex, A. & Compeyron, A. (2007). De la conversion des capitaux dans la théorie de Bourdieu. In J. Baillé (Ed.), *Du mot au concept: Conversion*. Grenoble: PUG

Fernex, A., Lima, L., & De Vries, E. (2015). Exploring time allocation for academic activities by university students in France. *Higher Education*, 69(3), 399-420.

Fisher, I. (1930). The theory of interest. *New York*, 43.

Fisher, K., Egerton, M., Gershuny, J. I., & Robinson, J. P. (2007). Gender convergence in the American heritage time use study (AHTUS). *Social Indicators Research*, 82(1), 1-33.

Foster, I., Ghani, R., Jarmin, R. S., Kreuter, F., & Lane, J. (2016). *Big data and social science: A practical guide to methods and tools*. Chapman and Hall/CRC.

Freedman, V. A., Broome, J., Conrad, F., & Cornman, J. C., (2013), «Interviewer and respondent interactions and quality assessments in a time diary study», *Electronic international journal of time use research*, 10(1), 55.

Fritzsche, B. A., Young, B. R., & Hickson, K. C. (2003). Individual differences in academic procrastination tendency and writing success. *Personality and Individual Differences*, 35, 1549-1557.

Fuwa, M. (2004). Macro-level gender inequality and the division of household labor in 22 countries. *American Sociological Review*, 69(6), 751-767.

Ganley, D., & Lampe, C. (2009). The ties that bind: Social network principles in online communities. *Decision Support Systems*, 47(3), 266–274.

Gershuny, J., & Robinson, J. P. (1994). Measuring hours of paid work: time-diary vs. estimate questions, *Bulletin of Labour Statistics*. Geneva: International Labour Office.

Gershuny, J. (2011). Time-use surveys and the measurement of national well-being. *Centre for Time-use Research, Department of Sociology, University of Oxford*.

Gershuny, Jonathan (2008). Time-use Studies: Daily Life and Social Change: Full Research Report ESRC End of Award Report, RES-000-23-0704-A. Swindon: ESRC.

Gershuny, J., e Sullivan, O. (2014). Household structure and housework: assessing the contributions of all household members, with a focus on children and youths. *Review of Economics of the Household*, 12(1), 7-27.

Giannotti F., (2015). Big Data e social mining: i dati, a saperli ascoltare, raccontano storie. In E.Tasso, A. Mola, A. Cortesi e A. Candiello. Misurare l'innovazione digitale. Gli indicatori di successo delle politiche di innovazione territoriale. Firenze. Ed. Ca Foscari.

Giardullo, P. (2016). Does 'bigger' mean 'better'? Pitfalls and shortcuts associated with big data for social research. *Quality & Quantity*, 50(2), 529-547.

Giunchiglia, F. (1993), «Contextual reasoning», *Epistemologia*, special issue on I Linguaggi e le Macchine, 16, 345-364.

Giunchiglia, F., Bignotti, E., Zeni, M.: Personal context modelling and annotation. In: Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops), 2017 IEEE International Conference on. pp. 117–122. IEEE (2017).

Gokcearslan, S., Mumcu, F. K., Haşlamam, T., & Çevik, Y. D. (2016). Modelling smartphone addiction: The role of smartphone usage, self-regulation, general self-efficacy and cyberloafing in university students. *Computers in Human Behavior*, 63 , 639–649

Goldthorpe, J. H. (1996). Class analysis and the reorientation of class theory: the case of persisting differentials in educational attainment. *British journal of Sociology*, 481-505.

Gould, P. (1981). Letting the data speak for themselves. *Annals of the Association of American Geographers* 71(2): 166–176.

Grave, B. S. (2011). The effect of student time allocation on academic achievement. *Education Economics*, 19(3), 291-310.

Greene, K. M., & Maggs, J. L. (2015). Revisiting the time trade-off hypothesis: Work, organized activities, and academics during college. *Journal of youth and adolescence*, 44(8), 1623-1637.

Hägerstrand, T. (1970). What about people in regional science?. *Papers in regional science*, 24(1), 7-24.

Hansen, M. N., & Mastekaasa, A. (2006). Social origins and academic performance at university. *European Sociological Review*, 22(3), 277-291.

Hellgren, M. (2014). Extracting More knowledge from time diaries?. *Social indicators research*, 119(3), 1517-1534.

Hofferth, S. L., & Sandberg, J. F. (2001). How American children spend their time. *Journal of Marriage and Family*, 63(2), 295-308.

Hong, F.-Y., Chiu, S.-I., & Huang, D.-H. (2012). A model of the relationship between psychological characteristics, mobile phone addiction and use of mobile phones by Taiwanese university female students. *Computers in Human Behavior*, 28(6).

Humphreys, L. (2008). Mobile social networks and social practice: A case study of Dodgeball. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1), 341–360.

Istat (2017):

https://www.istat.it/it/files/2017/12/ICT_Anno2017.pdf?title=Cittadini%2C+imprese+e+ICT+-+21%2Fdic%2F2017+-+Testo+integrale+e+nota+metodologica.pdf

Jackson, T., Weiss, K. E., Lundquist, J. J., & Hooper, D. (2003). The impact of hope, procrastination, and social activity on academic performance of MidWestern collage students. *Education*, 124(2), 310-321.

Jacobsen, W. C., & Forste, R. (2011). The wired generation: Academic and social outcomes of electronic media use among university students. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 14 , 275–280.

Jenaro, C., Flores, N., Gomez-Vela, M., Gonzalez-Gil, F., & Caballo, C. (2007). Problematic internet and cell-phone use: Psychological, behavioral, and health correlates. *Addiction Research & Theory*, 15(3), 309–320.

Jeong, S.-H., Kim, H., Yum, J.-Y., & Hwang, Y. (2016). What type of content are smartphone users addicted to?: Sns vs. games. *Computers in Human Behavior*, 54, 10–17.

Junco, R., & Cotten, S. R. (2011). Perceived academic effects of instant messaging use. *Computers & Education*, 56(2), 370-378.

Junco, R. (2012). Too much face and not enough books: The relationship between multiple indices of facebook use and academic performance. *Computers in Human Behavior*, 28 , 187–198.

Juster, F. T., & Stafford, F. P. (1985). Time, goods, and well-being. Ann Arbor, MI: The University of Michigan.

Juster, F.T., Stafford, F.P. (1991). The allocation of time: Empirical findings, behavioral models, and problems of measurement. *Journal of Economic literature* 29(2), 471– 522.

Kan, M. Y. (2008). Measuring housework participation: the gap between “stylised” questionnaire estimates and diary-based estimates. *Social Indicators Research*, 86(3), 381-400.

Kan, M. Y., Sullivan, O., & Gershuny, J. (2011). Gender convergence in domestic work: Discerning the effects of interactional and institutional barriers from large-scale data. *Sociology*, 45(2), 234-251.

Kan, M. Y., & Pudney, S. (2008). Measurement error in stylized and diary data on time use. *Sociological Methodology*, 38, 101–132.

Kardefelt-Winther, D. (2014). A conceptual and methodological critique of internet addiction research: Towards a model of compensatory internet use. *Computers in Human Behavior*, 31, 351-354.

Katz-Gerro, T., & Sullivan, O. (2010). Voracious cultural consumption: The intertwining of gender and social status. *Time & Society*, 19(2), 193-219.

Kelly P, Thomas E, Doherty A, Harms T, Burke Ó, Gershuny J, et al. (2015) Developing a Method to Test the Validity of 24 Hour Time Use Diaries Using Wearable Cameras: A Feasibility Pilot. *PLoS ONE* 10(12): e0142198. doi:10.1371/journal.pone.0142198.

Kipnis, D., & Schmidt, S. M. (1988). Upward-influence styles: Relationship with performance evaluations, salary, and stress. *Administrative Science Quarterly*, 528-542.

Kitchin, R. (2013). Big data and human geography: Opportunities, challenges and risks. *Dialogues in Human Geography* 3(3): 262–267.

Kitchin, R. (2014). Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. *Big Data & Society*, 1(1), 2053951714528481.

Kwon, M., Lee, J.-Y., Won, W.-Y., Park, J.-W., Min, J.-A., Hahn, C., Gu, X., Choi, J.-H., & Kim, D.-J. (2013). Development and validation of a smartphone addiction scale (sas). *PloS one*, 8 , e56936.

Ladd, A.M., Bekris, K.E., Rudys, A.P., Wallach, D.S., Kavraki, L.E., (2004). On the feasibility of using wireless ethernet for indoor localization. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 20(3), 555–559.

Lay, C. H. (1986). At last, my research article on procrastination. *Journal of research in personality*, 20(4), 474-495.

LaRose, R. (2011) *Use and Gratifications of Internet Addiction*. Internet Addiction, John Wiley & Sons, Inc.

Lassibille, G. (2011). Student progress in higher education: what we have learned from large-scale studies. *The Open Education Journal*, 4, 1-8.

Lee, U., Lee, J., Ko, M., Lee, C., Kim, Y., Yang, S., Yatani, K., Gweon, G., Chung, K.-M., & Song, J. (2014). Hooked on smartphones: an exploratory study on smartphone overuse among college students. In *Proceedings of the 32nd annual ACM conference on Human factors in computing systems* (pp. 2327–2336). ACM.

Lee, H., Ahn, H., Nguyen, T. G., Choi, S.-W., & Kim, D. J. (2017). Comparing the self-report and measured smartphone usage of college students: A pilot study. *Psychiatry investigation*, 14 , 198–204.

Lévy-Garboua, L. (1976). Les demandes de l'étudiant ou les contradictions de l'université de masse. *Revue française de sociologie*, 53-80.

Logan, J., Hughes, T., & Logan, B. (2016). Overworked? An Observation of the Relationship Between Student Employment and Academic Performance. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, 18(3), 250-262.

Lu, X., Watanabe, J., Liu, Q., Uji, M., Shono, M., & Kitamura, T. (2011). Internet and mobile phone text-messaging dependency: Factor structure and correlation with dysphoric mood among Japanese adults. *Computers in Human Behavior*, 27(5), 1702–1709.

Lucas, S. R. (2001). Effectively maintained inequality: Education transitions, track mobility, and social background effects. *American Journal of Sociology*, 106(6), 1642–1690.

Macan, T. H., Shahani, C., Dipboye, R. L., & Phillips, A. P. (1990). College students' time management: Correlations with academic performance and stress. *Journal of educational psychology*, 82(4), 760.

Mann, L. (1982). Decision making questionnaire. Unpublished manuscript Flinders University of South Australia.

Mayer-Schonberger, V., Cukier, K. (2013). Big Data. Una rivoluzione che trasformerà il nostro modo di vivere e già minaccia la nostra libertà. Garzanti, Milano.

Mare, R. (1981). "Change and stability in educational stratification." *American Sociological Review*, (46): 72–87.

Marres, N. (2017). *Digital sociology: The reinvention of social research*. John Wiley & Sons.

Marres, N., & Gerlitz, C. (2016). Interface methods: renegotiating relations between digital social research, STS and sociology. *The Sociological Review*, 64(1), 21-46.

Marzadro, S., & Schizzerotto, A. (2014). More stability than change. The effects of social origins on inequalities of educational opportunities across three Italian birth cohorts. *Scuola Democratica*, II, 2, 343–364.

McCloskey, D. N. (1983). The rhetoric of economics. *Journal of Economic Literature*, 21(2), 481-517.

McCown, W., & Johnson, J. (1991). Personality and chronic procrastination by university students during an academic examination period. *Personality and individual differences*, 12(5), 413-415.

McDonald, R. P., & Ho, M. H. R. (2002). Principles and practice in reporting structural equation analyses. *Psychological methods*, 7(1), 64.

McFarland, D. A., Lewis, K., & Goldberg, A., (2016). Sociology in the era of big data: The ascent of forensic social science. *The American Sociologist*, 47(1), 12-35.

McLuhan, M., (1966). *Understanding media; the extensions of man*. New York: Signet Books.

Mehta, N., Stinebrickner, R., & Stinebrickner, T. (2018). TIME-USE AND ACADEMIC PEER EFFECTS IN COLLEGE. *Economic Inquiry*.

Meier, A., Reinecke, L., & Meltzer, C. E. (2016). facebocrastination? Predictors of using facebook for procrastination and its effects on students well-being. *Computers in Human Behavior*, 64, 65–76.

Meng, C., & Heijke, H. (2005). Student time allocation, the learning environment and the acquisition of competencies.

Merton R. (1968). *Social Theory and Social Structure*. New York The Free Press.

Müller, W., & Karle, W. (1993). Social selection in educational systems in Europe. *European sociological review*, 9(1), 1-23.

Nasrullah S. e Khan M., (2015). The Impact of Time Management on the Students' Academic Achievements. In *Journal of Literature, Languages and Linguistics*, 11.

Nonis, S. A., Philhours, M. J., & Hudson, G. I. (2006). Where does the time go? A diary approach to business and marketing students' time use. *Journal of Marketing Education*, 28(2), 121-134.

Nonis, S. A., & Sager, J. K. (2003). Coping strategy profiles used by salespeople: Their relationships with personal characteristics and work outcomes. *Journal of Personal Selling & Sales Management*, 23(2), 139-150.

O'Donoghue, T., & Rabin, M. (1999). Incentives for procrastinators. *Quarterly Journal of Economics*, 114, 769-816.

Park, J., Baek, Y. M. and Cha, M. (2014). Cross-Cultural Comparison of Nonverbal Cues in Emoticons on Twitter: Evidence from Big Data Analysis. *Journal of Communication*, 64, 2, 333-354.

Park, W. (2005). Mobile phone addiction. *Mobile Communications*, 31, 253–272.

Pascarella, E. T., & Terenzini, P. T. (2005). *How college affects students* (Vol. 2). San Francisco, CA: Jossey-Bass.

Pentland, W.E., Harvey, A.S., Lawton, M.P., McColl, M.A. (1999). Time use research in the social sciences. Springer.

Pew Research Center (2016): file:
///C:/Users/sss08/Downloads/pew_research_center_global_technology_report_final_february_22_2016.pdf.

Pike, G. R., Kuh, G. D., & Massa-McKinley, R. C. (2008). First-year students' employment, engagement, and academic achievement: Untangling the relationship between work and grades. *NASPA journal*, 45(4), 560-582.

Pintrich, P. R. (2000). The role of goal orientation in self-regulated learning.

Plant, E. A., Ericsson, K. A., Hill, L., & Asberg, K. (2005). Why study time does not predict grade point average across college students: Implications of deliberate practice for academic performance. *Contemporary Educational Psychology*, 30(1), 96-116.

Prensky, M. (2009). H. sapiens digital: From digital immigrants and digital natives to digital wisdom. *Innovate* 5(3). Available at:
<http://www.innovateonline.info/index.php?view%40article&id%404705>

Pryor, J. H., Hurtado, S., Saenz, V. B., Korn, J. S., Santos, J. L., & Korn, W. S. (2008). The American freshman: national norms for fall 2007. Los Angeles, CA: Higher Education Research Institute, UCLA.

Quadlin, N. Y. (2016). Gender and time use in colleGe: converging or diverging Pathways?. *Gender & Society*, 30(2), 361-385.

Robinson, J.P. (1985). The validity and reliability of diaries versus alternative time use measures. *Time, goods, and well-being* 3.

Romano, M., (2008). Time use in daily life. A multidisciplinary approach to the time use's analysis. *Tech Rep. ISTAT* 35.

Roby, D. E. (2004). Research on school attendance and student achievement: A study of Ohio schools. *Educational Research Quarterly*, 28(1), 3.

Sacerdote, B. (2014). Experimental and Quasi-Experimental Analysis of Peer Effects: Two Steps Forward?. *Annual Review of Economics*, 6(1):253–272, 2014.

Saenz, V. B., & Barrera, D. S. (2007). Findings from the 2005 college student survey (CSS): National aggregates. *Los Angeles: Higher Education Research Institute, UCLA*.

Salehan, M., & Negahban, A. (2013). Social networking on smartphones: When mobile phones become addictive. *Computers in Human Behavior*, 29(6), 2632-2639.

Savage, M. and Burrows, R. (2007). The coming crisis of empirical sociology. *Sociology* 41(5): 885-899.

Scher, S. J., & Osterman, N. M. (2002). Procrastination, conscientiousness, anxiety, and goals: Exploring the measurement and correlates of procrastination among school-aged children. *Psychology in the Schools*, 39(4).

Schwanen, T., Dijst, M., & Dieleman, F. M. (2002). A microlevel analysis of residential context and travel time. *Environment and Planning A*, 34(8), 1487-1507.

Shavit, Y., Arum, R., & Gamoran, A. (Eds.). (2007). Stratification in higher education. A comparative study. Stanford, CA: Stanford University Press.

Sirin, S. R. (2005). Socioeconomic status and academic achievement: A meta-analytic review of research. *Review of educational research*, 75(3), 417-453.

Smeulders, Arnold WM et al. (2000). "Content-based image retrieval at the end of the early years". In: IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 22.12, pp. 1349–1380.

Smith, J., & Naylor, R. (2001). Determinants of degree performance in UK universities: a statistical analysis of the 1993 student cohort. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 63(1), 29-60.

Snijders, C., Matzat, U., & Reips, U. D. (2012). " Big Data": big gaps of knowledge in the field of internet science. *International Journal of Internet Science*, 7(1), 1-5.

Sonck, N., Fernee, H., (2013). Using smartphones in survey research: a multifunctional tool., *Sociaal en Cultureel Planbureau*.

Sorokin, P., Berger C. (1939). *Time Budgets of Human Behavior*, Cambridge, Harvard University Press.

Stanca, L. (2006). The effects of attendance on academic performance: Panel data evidence for introductory microeconomics. *The Journal of Economic Education*, 37(3), 251-266.

Steel, P. (2007). The Nature of Procrastination: A Meta-Analytical and Theoretical Review of Quintessential Self-Regulatory Failure. *Psychological Bulletin* 133: 65–94.

Steel, P. (2010). Arousal, avoidant and decisional procrastinators: Do they exist? *Personality and Individual Differences*, 48(8), 926-934.

Stevens, P., & Weale, M. (2004). *Lazy students?: A study of student time use*. National Institute of Economic and Social Research.

Stewart, M., Stott, T., & Nuttall, A. M. (2016). Study goals and procrastination tendencies at different stages of the undergraduate degree. *Studies in Higher Education*, 41(11), 2028-2043.

Stinebrickner, R., & Stinebrickner, T. R. (2003). Working during school and academic performance. *Journal of Labor Economics*, 21(2), 473-491.

Stinebrickner, R., & Stinebrickner, T. (2014). Academic performance and college dropout: Using longitudinal expectations data to estimate a learning model. *Journal of Labor Economics*, 32(3), 601-644.

Stonborough THW. (1942). The continuous consumer panel: a new sampling device in consumer research. *Appl. Anthropol.* 2:37–41.

Stone AA, Schwartz JE, Neale JM, Shiffman S, Marco CA, et al. (1998). A comparison of coping assessed by ecological momentary assessment and retrospective recall. *J. Personal. Soc. Psychol.* 74:1670–80.

Stopczynski, A., Sekara, V., Sapiezynski, P., Cuttone, A., Madsen, M. M., Larsen, J. E., & Lehmann, S. (2014). Measuring large-scale social networks with high resolution. *PloS one*, 9, e95978.

Sullivan, O., Billari, F. C., & Altintas, E. (2014). Fathers' changing contributions to child care and domestic work in very low-fertility countries: The effect of education. *Journal of Family Issues*, 35(8), 1048-1065.

Szalai, A. (1972). The use of time: Daily activities of urban and suburban populations in twelve countries. Den Haag, Netherlands: Mouton & Co.

Thibodeaux, J., Deutsch, A., Kitsantas, A., & Winsler, A. (2017). First-Year College Students' Time Use: Relations With Self-Regulation and GPA. *Journal of Advanced Academics*, 28(1), 5-27

Tinto, V. (1975). Dropout from higher education: A theoretical synthesis of recent research. *Review of educational research*, 45(1), 89-125.

Toda, M., Ezoe, S., Nishi, A., Mukai, T., Goto, M., & Morimoto, K. (2008). Mobile phone dependence of female students and perceived parental rearing attitudes. *Social Behavior and Personality: An International Journal*, 36(6), 765–770.

Tuckman, B.W. (2002). Academic procrastinator: Their rationalizations and web-course performance. APA Symposium Paper, Chicago, IL.

Vaisey, S. (2008). Socrates, Skinner, and Aristotle: Three Ways of Thinking About Culture in Action . *Sociological Forum*, Vol. 23, No. 3

Veltri, A. (2017). Big Data is not only about data: The two culture of modelling. *Big Data & Society*. January–June 2017: 1–6.

Vergolini, L., & Vlach, E. (2016). Family background and educational path of Italian graduates. *Higher Education*, 1-15.

Young, M. R., Klemz, B. R., & Murphy, J. W. (2003). Enhancing learning outcomes: The effects of instructional technology, learning styles, instructional methods, and student behavior. *Journal of Marketing Education*, 25(2), 130-142.

Ulyani Mohd Najib, N., Aini Yusof, N., & Zainul Abidin, N. (2011). Student residential satisfaction in research universities. *Journal of Facilities Management*, 9(3), 200-212.

Uprichard, E. (2012). Being stuck in (live) time: The sticky sociological imagination. *The Sociological Review*, 60(1_suppl), 124-138.

Wang, R., Chen, F., Chen, Z., Li, T., Harari, G., Tignor, S., Zhou, X., Ben-Zeev, D., & Campbell, A. T. (2014). Studentlife: assessing mental health, academic performance and

behavioral trends of college students using smartphones. In Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (pp. 3–14). ACM.

Wang, R., Harari, G., Hao, P., Zhou, X., & Campbell, A. T. (2015). Smartgpa: how smartphones can assess and predict academic performance of college students. In Proceedings of the 2015 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing (pp. 295–306). ACM.

Watson, D. C. (2001). Procrastination and the five-factor model: A facet level analysis. *Personality and Individual Differences*, 30, 149-158.

Weber, M. S., & Nguyen, H., (2015). Big Data? Big Issues Degradation in Longitudinal Data and Implications for Social Sciences. *ACM Web Science Conference*, 6.

West, B.T., Sinibaldi, J. (2013). The quality of paradata: A literature review. *Improving Surveys with Paradata*, 339–359.

Wolters, C. A. (2003). Understanding Procrastination from a Self-Regulated Learning Perspective. *Journal of Educational Psychology* 95: 179–87.

Wolters, C. A. (2004). Advancing Achievement Goal Theory: Using Goal Structures and Goal Orientations to Predict Students' Motivation, Cognition, and Achievement. *Journal of educational psychology*, 96(2), 236.

Zhang, Z., Li, Q., Zeng, D., & Gao, H. (2013). User community discovery from multirelational networks. *Decision Support Systems*, 54(2), 870–879.

Zeni, M., Zaihrayeu, I., Giunchiglia, F.: Multi-device activity logging. In: Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication. pp. 299–302. ACM (2014)